

**Mémoire de stage de Mastère**

**Session 2009 - 2010**

**André Ndiaye**



## **Application de la SPIR au contrôle de la qualité de la patate douce (*Ipomoea batatas*) au Vanouatou**



**Entreprises d'accueil :**

**CTRAV (Centre Technique de Recherches Agronomiques du Vanouatou)**

**CIRAD (Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement)**

Tuteur industriel : Vincent Lebot

Tuteur universitaire : Michel Baccaunaud

**CTRAV**



*Liberté • Égalité • Fraternité*  
**RÉPUBLIQUE FRANÇAISE**



**cirad**

LA RECHERCHE AGRONOMIQUE  
POUR LE DÉVELOPPEMENT



## Remerciements

Ce travail n'aurait été possible sans le financement du Fonds de Coopération Economique et Sociale pour le Pacifique du Ministère des Affaires Etrangères Français.

Je tiens tout d'abord à remercier mon maître de stage, Monsieur Vincent Lebot pour avoir accepté de m'accueillir, mais aussi pour sa gentillesse, son soutien, ses conseils et surtout pour la confiance qu'il m'a accordé tout au long de ce stage.

Je remercie également mon tuteur de stage Monsieur Michel Baccaunaud pour son suivi et ses conseils durant mon étude.

Un grand merci à Roger Malapa et Noella pour leur accueil chaleureux et leur attention durant mon séjour à Santo.

Je voudrais également remercier Marie Melteras, la directrice du CTRAV (Centre Technique de Recherche Agronomique du Vanouatou), ainsi que Tiata, Mauricette, Margot, Alistar et Alfréda pour leur aide qui m'a été très bénéfique.

Un remerciement spécial à ma petite famille du Vanouatou Benjie, Ricardo, Stéphanie, Alan, Mamy Aeda et Salé Molisale ainsi qu'à toute l'équipe de D-York.

Je n'oublie pas ma famille et mes amis, et tout particulièrement Marlène qui m'a permis de découvrir ce magnifique pays.

Merci aussi à l'ensemble des personnes qui ont contribué au bon déroulement de mon stage et que je n'ai pas cité.



# Table des Matières

<b>Introduction .....</b>	<b>1</b>
<b>I. Synthèse bibliographique.....</b>	<b>3</b>
<b><i>I.1. Qualité de la patate douce .....</i></b>	<b>3</b>
I.1.1. Description .....	3
I.1.2. Origines .....	3
I.1.3. Les composés majeurs de la patate douce .....	4
I.1.4. Notion de qualité .....	4
I.1.5. Les différents usages de la patate douce .....	5
I.1.6. Conservation .....	6
<b><i>I.2. L'amélioration génétique .....</i></b>	<b>6</b>
<b><i>I.3. Fonctionnement de la spectrométrie dans le proche infrarouge .....</i></b>	<b>7</b>
I.3.1. Définition .....	7
I.3.2. Les différents types de vibrations .....	8
I.3.3. La réflexion de la lumière .....	8
I.3.4. Principes de fonctionnement d'un spectromètre .....	9
I.3.5. Appareils à filtres et à monochromateur .....	9
I.3.6. La chimiométrie et les analyses multivariées.....	9
<b><i>I.4. Diverses utilisations de la SPIR.....</i></b>	<b>9</b>
1.4.1. Les céréales .....	10
1.4.2. Les oléagineux.....	11
1.4.3. Les classifications variétales .....	12
1.4.4. Les plantes à racines et tubercules.....	12
<b>II. Matériels et Méthodes.....</b>	<b>15</b>
<b><i>II.1. Caractérisations morpho-agronomiques .....</i></b>	<b>15</b>
II.1.1. Objectifs .....	15
II.1.2. Caractéristiques aériennes.....	16
II.1.3. Caractéristiques souterraines .....	16
<b><i>II.2. Analyses physico-chimiques .....</i></b>	<b>17</b>
II.2.1. Echantillonnage .....	17
II.2.2. Transformation des échantillons .....	17
II.2.3. Détermination de la teneur en matière sèche .....	18
II.2.4. Sélection des échantillons de l'ensemble de validation.....	18
II.2.5. Analyses chimiques de référence.....	19
<b><i>II.3. Analyses par Spectrométrie Proche Infra-Rouge .....</i></b>	<b>20</b>
<b><i>II.4. Calibration de l'ASD .....</i></b>	<b>21</b>
II.4.1. Prétraitement des données spectrales.....	21
II.4.2. Construction de la collection spectrale .....	22
II.4.3. Calibration du spectromètre .....	22
II.4.4. Pouvoir discriminant des spectres sur les clones .....	25
II.4.5. Analyses de données .....	25

<b>III. Résultats et Discussion</b> .....	27
<b>III.1. Caractérisations morpho-agronomiques</b> .....	27
<b>III.2. La patate douce de qualité</b> .....	27
<b>III.3. Variabilité des échantillons de calibration</b> .....	29
<b>III.4. Corrélations entre les composés majeurs et la matière sèche</b> .....	30
<b>III.5. La variabilité des spectres</b> .....	31
<b>III.6. Les calibrations</b> .....	32
III.6.1. Calibrations pour le modèle « toutes espèces ».....	33
III.6.2. Calibrations pour le modèle « patate douce » .....	36
<b>III.7. Discussion</b> .....	39
<b>Conclusions</b> .....	43
<b>Références bibliographiques</b> .....	45
<b>Annexes</b> .....	49

## Liste des tableaux

<b>Tableau 1</b> : Origine des variétés sélectionnées après évaluation au champ en 2009.....	17
<b>Tableau 2</b> : Variétés de bonne qualité utilisées comme références.....	28
<b>Tableau 3</b> : Variabilité des échantillons du modèle « toutes espèces » .....	29
<b>Tableau 4</b> : Variabilité des échantillons du modèle « patate douce » .....	30
<b>Tableau 5</b> : Corrélations entre composés majeurs et matière sèche réalisées .....	30
<b>Tableau 6</b> : Comparaisons des résultats de 2009 et 2010 pour le modèle « toutes espèces »..	34
<b>Tableau 7</b> : Comparaisons des résultats de 2009 et 2010 pour le modèle « patate douce » ...	36
<b>Tableau 8</b> : Paramètres de la calibration de nouveau modèle « patate douce » (n= 240) .....	38
<b>Tableau 9</b> : Quelques résultats comparatifs obtenus par SPIR .....	41

## Liste des figures

<b>Figure 1</b> : Fleurs, feuilles, tiges et racines de patate douce.....	3
<b>Figure 2</b> : Exemple de vibrations atomiques : la chaîne hydrocarbure (Bertrand, 2002).....	8
<b>Figure 3</b> : Variabilité des formes et des couleurs des feuilles.....	16
<b>Figure 4</b> : Diversité de formes et de couleurs des racines .....	16
<b>Figure 5</b> : Spectromètre Proche Infra-Rouge de type ASD.....	20
<b>Figure 6</b> : Cellule.....	20
<b>Figure 7</b> : Patates douces (no 180) vendues sur le marché de Port-Vila .....	28
<b>Figure 8</b> : ACP de 240 échantillons de patate douce analysés pour cinq composés majeurs ..	29
<b>Figure 9</b> : Corrélations entre composés majeurs et matière sèche (240 acc.) .....	31
<b>Figure 10</b> : ACP des données spectrales sur la région 350-2500 nm pour 12 acc. x 3 clones ..	31
<b>Figure 11</b> : ACP obtenue à partir des données spectrales (1000-2400 nm) des 240 acc. ....	32
<b>Figure 12</b> : Collection spectrale de 692 échantillons (entre 350 et 2500 nm).....	33
<b>Figure 13</b> : Corrélation entre valeurs de référence et valeurs prédites pour l'amidon .....	35
<b>Figure 14</b> : Corrélation entre valeurs de référence et valeurs prédites pour les protéines .....	35

<b>Figure 15</b> : Corrélation entre valeurs de référence et valeurs prédites pour les sucres .....	35
<b>Figure 16</b> : Corrélation entre valeurs de référence et prédites pour les minéraux.....	35
<b>Figure 17</b> : Corrélation entre valeurs de référence et valeurs prédites pour l'amidon .....	37
<b>Figure 18</b> : Corrélation entre valeurs de référence et valeurs prédites pour les protéines .....	37
<b>Figure 19</b> : Corrélation entre valeurs de référence et valeurs prédites pour les sucres .....	37
<b>Figure 20</b> : Corrélation entre valeurs de référence et valeurs prédites pour les minéraux .....	37

## Liste des annexes

<b>Annexe 1</b> : Carte du Vanouatou
<b>Annexe 2</b> : Caractérisation morpho-agronomique
<b>Annexe 3</b> : Résultats des analyses des composés majeurs, leur total et le % de la MS
<b>Annexe 4</b> : Corrélations entre caractéristiques morpho-agronomiques et composés majeurs
<b>Annexe 5</b> : Corrélations entre les caractéristiques morpho-agronomiques de la patate douce
<b>Annexe 6</b> : Table des valeurs critiques de la corrélation de <i>Pearson</i>
<b>Annexe 7</b> : Validation : prédictions et valeurs réelles, SEP et $r^2_{pred}$





## Introduction

La recherche de la qualité est d'actualité dans l'industrie agro-alimentaire. Elle permet un meilleur fonctionnement des entreprises mais aussi la garantie de produits adaptés aux exigences des consommateurs. Afin d'atteindre ces objectifs, les entreprises sont tenues de mettre en œuvre d'importants moyens, à la fois matériels et humains, pour le contrôle des matières premières et des produits finis. Les aliments doivent, en effet, respecter des spécifications particulières, surtout en ce qui concerne les concentrations en constituants principaux (eau, protéines, glucides, lipides ...). Les méthodes de référence sont généralement longues à mettre en œuvre, nécessitent l'emploi de réactifs coûteux et polluants et ne peuvent être appliquées que par des opérateurs qualifiés. Par exemple, l'analyse des protéines brutes par la méthode de Kjeldahl est basée sur la minéralisation de l'azote organique en utilisant de l'acide sulfurique chaud et des catalyseurs toxiques (Bertrand, 2002).

C'est donc dans ce contexte, visant à vérifier rapidement et à moindre coût la qualité des patates douces destinées aux marchés locaux pour la consommation en frais ou pour les transformations, que s'inscrit la présente étude effectuée au niveau du Centre Technique de Recherche Agronomique du Vanouatou (CTRAV) en collaboration avec son partenaire, le Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement (CIRAD).

Le CTRAV, seule institution nationale de recherche agronomique au Vanouatou, conduit divers programmes de recherches appliquées destinées au développement de l'agriculture dans ce pays essentiellement rural. Le CIRAD est un établissement public industriel et commercial français (EPIC) placé sous l'autorité conjointe du ministère de l'Enseignement supérieur et de la Recherche et le ministère des Affaires étrangères et européennes. Ce centre de recherche travaille avec les pays en développement afin de trouver des solutions aux problèmes agricoles et du développement international (avec 1800 agents dont 800 chercheurs opérant dans plus de 90 pays) ([www.cirad.fr](http://www.cirad.fr)).

Le Vanouatou est un archipel localisé dans le Sud-Ouest de l'Océan Pacifique, entre les îles Salomon, la Nouvelle-Calédonie et les îles Fidji (Annexe 1). Il s'étend du nord au sud sur près de 900 kilomètres et comporte plus de 100 îles et îlots pour une superficie de 12195 km<sup>2</sup>. Il appartient à la zone tropicale humide et les sols de l'archipel sont généralement jeunes et fertiles. Il renferme donc une très grande diversité de fruits, légumes et de plantes à racines et tubercules (RT), d'où l'intérêt que porte le CIRAD pour ce pays.

Les RT (manioc, patate douce, ignames et taros) sont cultivées annuellement sur plus de 25 millions d'hectares dans le monde et produisent 415 millions de tonnes récoltées essentiellement dans les pays en voie de développement ([www.fao.org](http://www.fao.org)). Les RT contribuent à la sécurité alimentaire de plus de deux milliards d'habitants et s'insèrent dans des systèmes de cultures associées ou agroforestiers. Les rapides changements de régimes alimentaires et la dépendance croissante vis-à-vis des céréales importées induisent une forte pression sur leur diversité.

Dans toute la Mélanésie les racines et tubercules représentent les aliments de base des populations. Au Vanouatou, contrairement aux autres pays Mélanésiens ou du Pacifique, ces aliments qui ont la particularité d'être riches en amidon sont transformés en un plat traditionnel appelé *laplap*. C'est une sorte de pudding préparé à base de fruits amylacés (bananes plantains, arbre à pain), et racines ou tubercules râpés. La pâte obtenue est ensuite enveloppée dans des feuilles de *laplap* (*Heliconia indica*) puis cuite à l'étouffée dans un four traditionnel.

La patate douce (*Ipomoea batatas*) est aujourd'hui la septième culture mondiale, avec plus de 133 millions de tonnes produites chaque année. Près de 98 % de cette production sont

cultivés dans des pays tropicaux. Des caractéristiques agronomiques telles qu'une large adaptabilité, une forte productivité, un cycle court et une forte valeur nutritionnelle font de la patate douce une culture particulièrement importante pour la sécurité alimentaire. Il s'agit d'un aliment très varié et destiné à de multiples usages technologiques. Les teneurs en composés majeurs (amidon, sucres, cellulose, protéines, minéraux) peuvent être très variables d'une variété à l'autre. L'amélioration génétique puis la sélection pour des usages particuliers (alimentation en frais, extraction de fécule, bio-éthanol, alimentation animale...) sont donc nécessaires pour rendre la matière première adéquate (Woolfe, 2002).

Il existe au Vanouatou, comme dans tout le Pacifique, une grande diversité de variétés de patate douce. Il semble donc important de pouvoir mettre en place une méthode simple mais précise permettant de déterminer les variétés les mieux adaptées à la consommation traditionnelle mais aussi aux transformations industrielles. Cependant, pour la patate douce, parler de qualité est relativement complexe dans la mesure où elle peut servir pour de nombreuses et diverses utilisations et se préparer de plusieurs manières (bouillie, cuite au four, rôtie ou frite...). Son utilisation comme matière première pour différentes filières de l'industrie agro-alimentaire (la production d'alcool, l'extraction de l'amidon, la confection de colorants naturels, la fabrication de nouilles...), nécessite différents critères d'appréciation. Chaque type d'utilisation exige des caractéristiques qualitatives particulières directement liées à la composition chimique des racines et elles sont bien distinctes.

L'utilisation de la Spectrométrie Proche Infrarouge (SPIR) représente une bonne alternative aux analyses chimiques du fait de sa rapidité, de son caractère non dangereux et de son faible coût d'utilisation. Elle est particulièrement bien adaptée aux conditions de travail dans les pays en développement. Il s'agit donc, dans le cadre de cette étude, de déterminer si l'analyse par SPIR est suffisamment fiable pour remplacer les analyses chimiques pour le contrôle de la qualité des patates douces.

Cependant, l'expérimentation de cette méthode sur la patate douce n'en est qu'à ses débuts. Une première étude a déjà été réalisée au Vanouatou. Celle-ci avait pour objectifs de calibrer le spectromètre proche infra-rouge afin de pouvoir mettre en place des analyses en routine sur des farines de manioc, taro, igname et patate douce (Lebot et *al.*, 2009). D'autre part, elle visait à tester les capacités de la SPIR pour déterminer les teneurs en composés majeurs. Notre étude s'inscrit dans la continuité de ce travail préliminaire.

Notre étude vise aussi à mettre au point des outils simples de criblage permettant d'évaluer un grand nombre de génotypes et de sélectionner les meilleures variétés dans le cadre d'un programme d'amélioration génétique destiné à l'amélioration des caractères de qualité. Elle suppose donc qu'une première analyse des relations entre les caractéristiques physico-chimiques du produit et la notion de qualité pour le consommateur, soit conduite de manière à en cerner les limites.

Un travail de description des caractéristiques morpho-agronomiques qui pourraient éventuellement être liés à la qualité, comme la couleur de la chair par exemple, est également conduit de manière à développer des outils visuels pour la sélection. Il s'agit aussi de rechercher de possibles relations caractéristiques aériennes et souterraines (l'organe utile de la plante) de manière à faciliter la recherche de variétés intéressantes dans le cadre de programmes d'amélioration génétique destinés aux agriculteurs des pays du Pacifique.

Dans un premier temps nous présenterons une brève synthèse bibliographique sur la patate douce ainsi que sur la SPIR et ses applications. Nous développons ensuite une partie sur les matériels et les méthodes utilisées afin de mener à bien cette étude. Puis nous présenterons en détail les résultats obtenus au cours de cette étude et nous terminerons enfin par une discussion sur le potentiel de la SPIR et envisagerons certaines perspectives d'avenir.

# I. Synthèse bibliographique

## I. Qualité de la patate douce

### I.1.1. Description

La patate douce est un hexaploïde auto-incompatible avec  $2n=6x=90$  chromosomes. Les diploïdes et tétraploïdes d'espèces d'*Ipomoea* apparentées ne forment pas de racines tubérisées. *Ipomoea batatas* est une plante vivace à tiges rampantes pouvant atteindre 2,5 à 3 m de long. Les tiges peuvent faire de 3 à 10 mm de diamètre avec des entrenœuds qui varient entre 2 et 20 cm de long.

La patate douce se développe sous terre (cinq à dix tubercules sont produits par plante), non loin de la tige principale. Il s'agit en fait de racines tubérisées plus ou moins riches en latex selon les variétés, de forme allongée, arrondie ou ovale avec une surface lisse ou rigide et à la peau fine. Suivant la variété, la couleur de la peau de la racine va du blanc au jaune, à l'orange ou au violet. Elle est très riche en amidon, avec une saveur plus ou moins sucrée et une texture farineuse.

Les feuilles peuvent être de formes et de couleurs très différentes (quelques fois sur une même plante suivant l'âge) allant du jaune au pourpre foncé. Elles sont simples, avec des pétioles pouvant mesurer de 5 à 30 cm de long (Lebot, 2009).

Les fleurs à corolle soudée, de couleur violette ou blanche, sont très semblables à celles du liseron qui appartient au même genre. Elles apparaissent à l'aisselle des feuilles, isolées ou groupées en cymes de quelques fleurs.



**Figure 1** : Fleurs, feuilles, tiges et racines de patate douce

### I.1.2. Origines

Les preuves archéologiques, linguistiques et historiques indiquent que la patate douce est originaire du Nouveau Monde, des basses terres d'Amérique Centrale et du Sud. Les plus anciens restes de racines séchées sont originaires de Chilca Canyon, au Pérou (Engel, 1970) et ont été datés (grâce au carbone 14) entre 8000 et 10000 ans. Cependant, il n'est pas certain que ceux-ci aient été domestiqués ou simplement collectés de plantes sauvages. Une autre preuve archéologique vient de la découverte de restes de patates douces cultivées dans la vallée de Casma, également au Pérou, datés approximativement de 2000 ans avant J.C. (Ugent et al, 1983, cité par Woolfe, 1992 :15).

Plusieurs hypothèses ont été émises en ce qui concerne l'origine de la patate douce dans le Pacifique. En effet, la similitude linguistique entre le nom sud Américain et Polynésien de la patate douce (*kumara*) fait penser à une intervention des polynésiens pour son transfert d'Amérique du Sud vers l'Océanie. Au Vanouatou, le mot utilisé dans la langue véhiculaire locale est *kumala*, mais on ne sait pas si la patate douce est une introduction polynésienne secondaire sur cet archipel mélanésien ou si elle pourrait avoir été introduite

avec d'autres aliments de base par de premiers migrants venant des îles Salomon ou encore, si elle aurait été plantée par Queiros lui-même à Matantas dans la Grande Baie de Santo, en 1606 (Lebot, 2009).

### I.1.3. Les composés majeurs de la patate douce

La patate douce représente une matière première largement utilisée dans l'industrie agroalimentaire pour la transformation en amidon, alcool et colorant, mais aussi pour l'alimentation humaine (produit frais) et animale (feuilles) (Champagne, 2010). Cela est essentiellement dû à la grande variabilité de sa composition chimique. Les teneurs en composés majeurs varient d'une variété à une autre et selon les conditions environnementales.

- **L'amidon** est le constituant principal de la patate douce, celui que l'on retrouve en plus grande quantité (allant jusqu'à 83,8 % de la matière sèche pour certaines variétés). L'amidon de la patate douce est composé d'amylose et d'amylopectine et représente un constituant très intéressant pour l'industrie agro-alimentaire, en Asie notamment.
- **Les sucres totaux** sont très variables avec une teneur maximale pouvant aller jusqu'à 38,3 % de la matière sèche (pour certaines variétés américaines) et un minimum de 1,49%. La principale caractéristique du goût est la douceur, du fait de la présence de maltose, glucose, saccharose et fructose (Bradbury et Holloway, 1988).
- **Les protéines** ne sont pas présentes en grande quantité dans les racines mais participent néanmoins à l'apport nutritionnel journalier. Elles représentent environ 5% de la matière sèche. Les feuilles de la patate douce sont par contre assez riches en protéines et peuvent être utilisées pour l'alimentation humaine mais surtout animale. Certaines recherches menées aux Etats-Unis et à Taïwan ont montré que les protéines ne sont pas distribuées de la même façon dans les racines tubérisées. Les concentrations sont plus importantes dans les parties proximales que dans les terminaisons distales, ainsi que sur la couche extérieure de la chair qui est malheureusement perdue lors de l'épluchage du tubercule (Lebot, 2009).
- **La cellulose** est quantitativement voisine des protéines (avec en moyenne 5% de la matière sèche). L'homme ne possède pas les enzymes nécessaires à la dégradation de la cellulose, elle n'est donc pas assimilée lors de la digestion. Toutefois, elle facilite le transit intestinal, réduisant ainsi les risques de cancer du colon, les problèmes cardio-vasculaires et le diabète.
- **Les minéraux** les plus importants sont respectivement le potassium, le sodium, le phosphore le calcium et le magnésium. Ils jouent un rôle important dans la valeur nutritionnelle de la patate douce.
- La vitamine C est assez bien représentée (24mg/100g) mais certaines variétés sont très riches en caroténoïdes (précurseurs de la vitamine A) et en anthocyanes, des antioxydants.

### I.1.4. Notion de qualité

Les caractéristiques principales impliquées dans le terme « qualité » sont les propriétés organoleptiques, avec dans l'ordre chronologique de jugement :

- *l'apparence* (forme, couleur, présence de défauts), relevant de la vue ;
- *la flaveur* (arôme, saveur), relevant de l'odorat et du goût ;
- *la texture* (résistance, consistance à la mastication ...), relevant du toucher.
- *le sens de l'ouïe* peut lui aussi intervenir dans l'appréciation de produits qui doivent, par exemple, être croustillants à la mastication (chips, frites ...).

Ces facteurs jouent un rôle important en ce qui concerne l'acte d'achat ou l'appétence d'un produit, notamment pour la pomme de terre, une espèce très étudiée dont la problématique est comparable (Rousselle *et al.*, 1996) et qui peut servir d'élément de comparaison pour notre approche.

Enfin, la qualité implique la *salubrité*, c'est-à-dire l'absence d'action toxique par la limitation de teneurs en substances naturelles indésirables; le respect des limites maximales des résidus en produits phytosanitaires, ainsi que la valeur nutritionnelle, c'est-à-dire la composition en termes de teneurs en calories, protéines, acides aminés indispensables, vitamines, sels minéraux, oligo-éléments,...etc. Ces différents aspects sont en étroite relation avec la composition chimique de la racine régie elle-même, par la variété, les conditions pédoclimatiques et les techniques de production et de conservation (Crosnier et Montigny, 1981 ; Montigny 1983). Notre étude a pour but de déterminer la qualité des différentes variétés de patate douce en se basant essentiellement sur leurs compositions physico-chimiques.

Si la patate douce est cultivée dans toutes des îles du Vanouatou, sa production reste beaucoup moins importante que dans les pays voisins (Papouasie-Nouvelle-Guinée et îles Salomon par exemple) pour lesquels notre étude reste pertinente. Au Vanouatou, les aliments de base les plus consommés sont plutôt le taro, la banane, l'igname et le manioc. La patate douce est cultivée en moindre quantité (Champagne, 2010) mais elle présente, de part son fort potentiel de rendement et son cycle court, un attrait particulier pour les zones où les pressions anthropiques sont fortes. Son développement reste donc constant et elle devrait jouer ces prochaines années, un rôle important pour la sécurité alimentaire, compte tenu de la forte croissance démographique que connaît l'archipel.

#### **I.1.5. Les différents usages de la patate douce**

Elle peut être consommée bouillie, cuite au four, rôtie, ou frite. Dans de nombreux pays, elle est consommée bouillie avec la peau (puis épluchée) car étant la transformation la plus simple et la moins coûteuse. Au Pérou et à Taïwan, la patate douce bouillie est mélangée à du riz blanc. Les feuilles de la plante peuvent aussi être préparées bouillies ou cuites à la vapeur, seules ou mélangées à d'autres aliments. Au Philippines, un plat appelé *sinapaw* est préparé à base de feuilles de patate douce et de riz (Olivier et Sumabat, 1968).

Aux Etats-Unis, de grandes quantités de patates douces sont mises en conserves, mais ce procédé est trop cher pour les pays en développement. La patate douce est mise en boîte entière, divisée en deux ou en gros morceaux, ainsi qu'en sirop ou sous vide et sans liquide. La stérilisation instantanée des produits en boîtes, augmente la durée de conservation ainsi que la qualité. De nombreux autres produits similaires existent, à savoir : des confitures, jus, sucreries, sauces, catsup (ketchup à base de patate douce), pâtes, pâtés et purées. Ces produits sont commercialisés en quantité aux Etats-Unis et au Japon. L'élaboration de ces produits est possible grâce à l'utilisation de variétés très riches en sucres.

En Asie, et plus particulièrement en Chine, le plus gros producteur mondial, des usines de transformation produisent des sirops de glucose et de fructose à partir de copeaux séchés de patates douces grâce à la conversion de l'amidon. L'acide citrique, un exhausteur de goût et conservateur est aussi obtenu à partir de l'amidon de patate douce en Chine et au Japon. Les entreprises chinoises de fabrication d'alcool à base de patates douces utilisent couramment des copeaux asséchés comme matière première, ce qui exige de les produire tout au long de l'année (Woolfe, 1992).

Au Japon, la production de *Shochu*, un alcool très apprécié, nécessite une fermentation dans des usines modernes automatisées. Les patates douces non-pelées sont nettoyées à la main et les parties indésirables sont éliminées avant le lavage, la cuisson à la vapeur et le broyage en pâte. Un important inoculum d'*Aspergillus niger* ou *A. kawachii* fournit les enzymes qui hydrolysent l'amidon en sucres. Durant la fermentation de la pâte, il y a simultanément une transformation de l'amidon en sucres et une fermentation de ces sucres en alcool grâce à la levure *Saccharomyces cerevisiae*. L'alcool est ensuite distillé et différents

lots de distillerie peuvent être mélangés. Ainsi, un produit homogène est obtenu et ajusté à 20-20% (v/v) puis, enfin, mis en bouteilles (Woolfe, 1992).

La patate douce possède deux types de pigments potentiellement intéressants comme colorants naturels pour l'industrie alimentaire : les caroténoïdes et les anthocyanes. Les carotènes sont en fortes concentrations et peuvent être utilisés pour la synthèse de colorants jaunes ou orange. La technique la plus utilisée pour l'extraction des anthocyanes nécessite une hydrolyse acide de l'amidon. Les racines préparées et pelées sont homogénéisées avec un volume équivalent d'eau et sont hydrolysées avec de l'acide sulfurique à 80°C pendant deux heures puis neutralisées à l'aide d'oxyde de calcium (Lebot, 2009).

### **I.1.6. Conservation**

La conservation à des températures élevées entraîne un changement rapide de la qualité. Dès la deuxième semaine de conservation, il y a une diminution de la teneur en amidon et donc une augmentation de la quantité de sucres, une perte de poids du produit dû à la diminution de la teneur en eau. Idéalement, les patates douces devraient être conservées entre 13 et 15°C avec une humidité relative de 80-90%. Parce que les patates douces sont difficiles à conserver en milieu tropical, les cultivateurs évitent les complexes procédés et ne récoltent qu'en cas de nécessité. Ils préfèrent laisser les tubercules en terre, quelques fois plusieurs mois, après qu'ils aient atteint la bonne taille. Les dégâts occasionnés par les rats sont dans ce cas, très importants.

## ***II. L'amélioration génétique***

Depuis les années 90, l'augmentation de la production céréalière n'arrive plus à suivre celle de la population dans bon nombre de pays en développement qui deviennent donc importateurs. Afin d'assurer la sécurité alimentaire dans ces pays très vulnérables, particulièrement en milieu urbain, il semble essentiel de disposer d'une alternative locale aux productions céréalières. Dans les pays tropicaux, les plantes à racines et tubercules sont moins sensibles que les céréales aux aléas climatiques. Avec de très bons rendements, les racines et tubercules en général, pourraient être considérées comme des plantes d'avenir du fait de leurs faibles exigences en intrants

L'amélioration génétique a pour but de créer de nouvelles variétés à partir de diversité existante et donc dans un premier temps, de créer de la variabilité puis dans un deuxième temps, de la sélectionner. Le premier objectif de l'amélioration demeure la productivité, mais la qualité du produit s'avère très importante. Tout améliorateur définit des critères bien précis à atteindre. Lors de l'amélioration, les variétés ayant des caractères intéressants mais complémentaires sont croisées afin de réunir ces caractères en une seule variété. Les améliorateurs effectuent ensuite un long travail de sélections successives qui peut prendre une dizaine d'années avant qu'une nouvelle variété ne soit recommandée.

Grâce à un cycle de croissance assez court (3 mois environ) et à la multitude d'usages dont elle peut faire l'objet, la patate douce est une culture très importante pour les pays en développement. La précocité et le rendement sont les principaux caractères recherchés par les améliorateurs et cultivateurs. Plusieurs études ont déjà été menées sur l'amélioration génétique de nombreux caractères (Jones et *al.*, 1986). Des études existent sur la variabilité des compositions et des teneurs en composés majeurs, mais aussi sur les facteurs agronomiques, génétiques ou environnementaux qui influencent ce type de variabilité.

Aux Etats-Unis par exemple, des cultivars résistants aux maladies mais affichant de bon rendements et de bonnes propriétés de transformation culinaire ont été obtenus depuis le début des années 1970 (Jones et *al.*, 1986). Le cultivar "*Jewel*" a longtemps représenté 75% de la production totale nord-américaine. Il est considéré comme ayant de meilleures capacités d'adaptation à divers environnements. D'autres cultivars existent avec des caractéristiques

particulières et sont utilisés pour une meilleure tolérance à une forte pluviométrie ou encore une certaine précocité. C'est en Caroline du Nord, région où la production est la plus importante, que l'on trouve l'un des plus vieux programmes d'amélioration menés par la *North Carolina State University* (NCSU). Les objectifs actuels de ce programme comprennent le développement de variétés à chair orange et à chair blanche, ayant un fort rendement, dont les performances agronomiques dépendent le moins possible de l'environnement, mais aussi des qualités par la transformation (capacité à faire de bonnes frites, chips ou tartes). A titre d'exemple, des amidons ayant une faible viscosité induisent une texture en purée qui n'est pas appréciée par le consommateur américain (Collins et *al.*, 1995 ; Silva et *al.*, 1989) et les sélectionneurs doivent donc en tenir compte. Ces programmes utilisent des méthodes classiques d'amélioration génétique ainsi que divers outils de biochimie, de génétique moléculaire d'association et des biotechnologies permettant de faciliter la sélection.

Ce n'est qu'au début des années 1980, avec la prise de conscience que la carence en vitamine A pouvait être compensée par une alimentation riche en caroténoïdes de type provitamine A, que des études ont été orientées vers cette classe de molécules. Les programmes d'amélioration menés sur les métabolites secondaires ont essentiellement porté sur les caroténoïdes. Aujourd'hui, quasiment tous les centres de recherches sur la patate douce visent, en partie, l'obtention de cultivars riches en caroténoïdes (Champagne, 2010).

Pour ce qui est des contraintes phytosanitaires en zone tropicale humide, la gale de la patate douce, causée par le cryptogame *Elsinoe batatas*, pose problème plus particulièrement pour l'alimentation du bétail à partir du feuillage, mais peut aussi réduire le rendement de près de 60%. En Afrique, ce sont principalement les virus qui affectent les cultures. Les virus les plus fréquemment décrits sont celui de la panachure plumeuse, transmis par les pucerons et celui du rabougrissement chlorotique transmis par la mouche blanche (Gibson, 2004). Ces contraintes sont spécifiques à l'environnement local. Certains programmes d'amélioration ont donc pour but de créer des variétés résistantes à ces maladies.

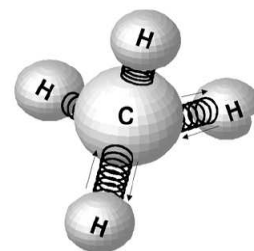
Le CIP (Centre International de la Pomme de Terre) basé à Lima au Pérou, a en charge les recherches internationales pour cette culture et a développé de nombreuses collaborations régionales pour une meilleure adaptation aux conditions locales. Il distribue également des variétés "élites" issues d'amélioration génétique et tente de les recombinaisonner avec des variétés particulièrement bien adaptées aux conditions locales. En échangeant des graines entre différentes régions (Amérique du Sud, Afrique et Asie), l'amélioration s'effectue en majorité dans des blocs polyclonaux, par pollinisations libres entre parents sélectionnés puis clonés, ou par croisements contrôlés mais ceux-ci sont longs et fastidieux et produisent très peu de graines. Cette stratégie s'explique par les résultats obtenus par ce type de sélection, fort simple mais très efficace. Elle implique néanmoins, le phénotypage et le criblage de très grands nombres d'accessions.

La présente étude vise donc aussi à faciliter les opérations de phénotypage conduites par les programmes d'amélioration en mettant au point des outils permettant des sélections plus rapides des variétés présentant un intérêt particulier, selon tel ou tel idéotype.

### **III. Fonctionnement de la spectrométrie dans le proche infrarouge**

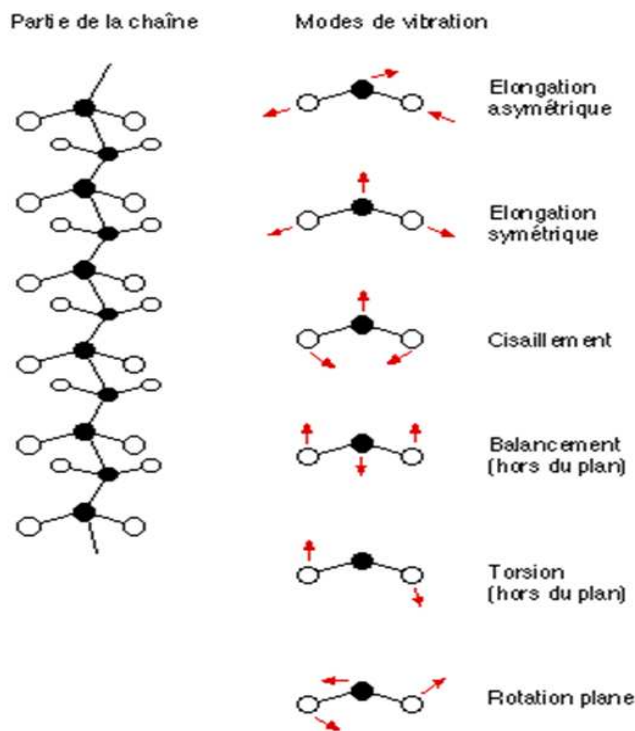
#### **I.3.1. Définition**

La spectrométrie peut être définie comme l'étude de l'interaction de la lumière avec la matière. La région du proche infrarouge couvre la plage des longueurs d'ondes comprises entre 800 et 2500 nm. Cette région est une partie du domaine de la spectroscopie vibrationnelle qui inclue également la région de l'infrarouge moyen (2500-25000 nm) (Bertrand, 2002). On peut modéliser simplement une molécule comme étant un ensemble d'atomes reliés entre eux par des ressorts.



### I.3.2. Les différents types de vibrations

Une liaison possède plusieurs bandes d'absorption, une fondamentale qui se situe dans le moyen infrarouge et des bandes harmoniques dans le proche infrarouge. Les bandes harmoniques se définissent comme étant des bandes dont la fréquence est un multiple de la fréquence fondamentale. La région du proche infrarouge (de 800 à 2500 nm) inclut les bandes harmoniques et les bandes de combinaison (de 1800 à 2500 nm). Deux ou plusieurs bandes harmoniques peuvent se combiner pour former une bande de combinaison. Les absorptions moléculaires dans le proche infrarouge sont dues essentiellement aux liaisons X-H, où X peut être un atome de carbone (C), d'azote (N) ou d'oxygène (O). Ces absorptions sont causées par des étirements, des flexions ou des vibrations déformant des liaisons hydrogènes, la liaison N-H des protéines, O-H de l'eau et C-H des lipides. D'autres absorptions moléculaires importantes dans le proche infrarouge incluent les doubles liaisons carbone-oxygène (C=O). Les liaisons carbone-carbone subissent également des vibrations d'étirement. Les vibrations les plus significatives sont celles des liaisons entre atomes de masses atomiques très différents, telles que C-H, O-H, N-H.



**Figure 2 :** Exemple de vibrations atomiques : la chaîne hydrocarbure (Bertrand, 2002)

### I.3.3. La réflexion de la lumière

Lorsque la lumière est réfléchiée par un échantillon de matière solide offrant une surface mate, on peut distinguer deux composantes de l'énergie lumineuse mesurée par les détecteurs de réflexion. Une composante dite réflexion spectrale, correspond à la lumière réfléchiée directement en surface de l'échantillon sans pénétrer à l'intérieur de celui-ci. Une composante de réflexion diffuse, correspondante à la lumière qui pénétre à l'intérieur de l'échantillon, y subit l'absorption moléculaire et aussi les processus de réfraction, diffraction et réflexion multiple, entraînant sa dispersion dans toutes les directions et notamment son retour en arrière vers le détecteur de réflexion. Seule la composante diffuse est porteuse d'informations sur la composition chimique de l'échantillon (Bertrand et Dufour, 2006).



### **I.3.4. Principes de fonctionnement d'un spectromètre**

Les spectres sont acquis à l'aide de spectromètres qui comportent au moins quatre parties essentielles, à savoir :

- une source lumineuse,
- un système de séparation de lumière polychromatique en fonction des longueurs d'ondes ;
- un système permettant de présenter l'échantillon,
- un ou plusieurs capteurs photosensibles.

### **I.3.5. Appareils à filtres et à monochromateur**

Dans les appareils à filtres, les longueurs d'onde de la source lumineuse sont sélectionnées par une série de filtres optiques interférentiels placés sur un barillet tournant. Grâce à ce dispositif, les filtres sont placés les uns après les autres dans le trajet optique de la lumière. La source lumineuse est une lampe halogène-tungstène et le détecteur est généralement un semi-conducteur au sulfure de plomb. De nombreuses applications analytiques courantes ont été développées en utilisant ce système et les fabricants d'appareil sont généralement en mesure de proposer des ensembles de filtres adaptés à une analyse particulière.

Le spectromètre utilisé au Vanouatou est un appareil ASD (*Analytical Spectral Devices Inc.*). Il couvre la zone de 350 nm à 2500 nm avec un pas de 1 nm. La matière première est introduite dans une cellule qui est à son tour placée sur une sonde. La lumière de la lampe forme un faisceau parallèle qui éclaire le produit. Une proportion de la lumière réfléchie par le produit est collectée par un miroir courbe et focalisée sur un détecteur au sulfure de plomb. Ce dispositif est bien adapté aux produits présentant une granulométrie fine et dont la taille des particules est régulière. Ces appareils ne sont pas trop sensibles aux vibrations et peuvent être installés dans un environnement industriel.

### **I.3.6. La chimiométrie et les analyses multivariées**

La chimiométrie peut être définie comme étant l'ensemble des méthodes statistiques, graphiques et symboliques permettant d'améliorer la compréhension d'informations obtenues dans le domaine de la chimie. La chimiométrie s'applique à toutes les étapes de l'analyse, depuis la première conception de l'expérience jusqu'à ce que les données soient complètement exploitées. La chimiométrie inclut aussi dans ses objectifs la conception des plans expérimentaux (Bertrand et Dufour, 2006). Le spectre peut être décomposé en un ensemble de points correspondants à une lecture de la matière par la lumière tous les nanomètres, ou tous les deux ou quatre nanomètres, selon le pas de lecture des spectrophotomètres. Cette richesse d'informations est analysée statistiquement pour développer soit des modèles de calibration à partir des résultats obtenus par les méthodes d'analyse chimique de référence, soit pour conduire des analyses multivariées permettant d'identifier des groupes de spectres et/ou des hors types.

## **IV. Diverses utilisations de la SPIR**

La première application de la SPIR a été développée par Karl Norris qui travaillait comme ingénieur au ministère de l'agriculture aux USA (Hart *et al.* 1962). La SPIR a déjà fait l'objet de nombreuses utilisations en industrie agro-alimentaire. Les premières applications portaient principalement sur le dosage des constituants majeurs (Bertrand, 2002). Au cours de ces dernières années, les méthodes spectroscopiques n'ont cessé de progresser et de jouer un rôle de plus en plus grand dans le contrôle de la qualité des produits. Utilisée rationnellement, la SPIR apparaît comme une méthode fiable, rapide et peu onéreuse. Les travaux de recherches menés ces dix dernières années ont révélé son intérêt dans la compréhension des relations structure-texture des aliments. Les procédés de fabrication des aliments induisent en effet des

modifications de la structure moléculaire des aliments, qui peuvent aussi être caractérisées par SPIR (Bertrand et Dufour, 2006).

#### **I.4.1. Les céréales**

Dès le début des années 80, les chercheurs s'intéressent à la SPIR pour différencier les variétés de blé selon leur qualité pour la transformation. En utilisant un spectrophotomètre de 1100 à 2500 nm, et en prenant un pas de lecture tous les 4 nm, ils montrent qu'il est possible d'analyser les spectres pour différencier les variétés selon les caractéristiques physico-chimiques de leurs farines complètes. La SPIR apparaît comme une technique alternative intéressante pour classer les variétés de blé bien qu'elle soit moins précise que les électrophorèses d'isozymes (Devaux *et al.*, 1986). La classification rapide des échantillons est recherchée dans l'industrie céréalière et les analyses en composantes principales (ACP) seraient, d'après ces auteurs, suffisamment discriminantes pour classer les variétés de blé.

La SPIR a aussi été utilisée comme un outil pour le criblage des variétés de blé dur (Ferrio *et al.*, 1999). Ce travail a permis d'évaluer la pertinence d'une mesure de la réflectance spectrale directement sur les grains d'un grand nombre de génotypes de blé dur cultivés dans des milieux différents en Syrie. Ces auteurs concluent que les teneurs en amidon, cellulose, eau et protéines déterminent directement le rendement en grains et qu'une prédiction de ces valeurs permet donc une bonne appréciation du rendement. Les analyses de données ont révélé des corrélations très significatives entre les valeurs prédites par la SPIR et celles qui ont été mesurées avec des  $r^2$  de 0,88 pour la calibration et de 0,76 pour la prédiction du rendement en grains. Ils conseillent d'améliorer les équations de calibration de manière à utiliser la SPIR en routine dans les programmes d'amélioration génétique du blé dur en Syrie.

La SPIR a aussi été utilisée en Pologne pour caractériser les variétés de blé et pour apprécier leurs propriétés diététiques (Rakszegi *et al.*, 2008). Une ACP permet de classer les variétés à fortes teneurs en amidon et faibles teneurs en protéines de chaque côté de l'axe 1 de l'ACP, les deux valeurs étant négativement corrélées entre elles. Les résultats de cette étude montrent que les principales caractéristiques (teneurs en amidon, amylose, protéines, gluten) du blé déterminent directement sa qualité et qu'il serait donc utile pour les programmes d'amélioration génétique de pouvoir cribler les descendance à l'aide de SPIR.

La même approche a été utilisée pour les programmes d'amélioration génétique de l'orge en Australie (Ratcliffe and Panozzo, 1999). Des variétés de qualité connue sont insérées dans les échantillons inconnus traités par SPIR et le classement des spectres est cohérent avec leurs caractéristiques physico-chimiques. Les calibrations pour les protéines montrent qu'il est possible de prédire avec une précision suffisante les teneurs d'échantillons inconnus. D'après ces chercheurs, l'avantage de la SPIR concerne l'analyse simultanée de plusieurs caractères sur un même échantillon et permet dans ce cas précis, de traiter 40 échantillons par heure. Les caractérisations faites durant cette étude se sont révélées particulièrement intéressantes pour évaluer les hybrides à un stade préliminaire du programme d'amélioration génétique, facilitant ainsi le criblage de nombreuses accessions.

Au Danemark, le programme d'amélioration génétique de l'orge a utilisé la SPIR et l'ACP des spectres pour classer les hybrides et sélectionner les mutants les plus intéressants (Munck and Møller, 2005). L'ACP permet de bien distinguer les variétés pauvres en amidon de celles riches en lysine. D'après ces auteurs, il y aurait une très bonne correspondance entre l'ACP des valeurs chimiques (teneurs en amidon, protéines...) et l'ACP des spectres IR. Puisque les variétés se séparent très nettement de chaque côté de l'axe 1, entre groupe riche en amidon et groupe riche en lysine, la SPIR serait une technique particulièrement intéressante pour les sélectionneurs et les programmes d'amélioration génétique.

La qualité du maïs dépend de sa teneur en matière sèche, en protéines et en amidon. Ces caractéristiques sont prédites par SPIR depuis les années 70-80 mais la lecture se fait

généralement en laboratoire. La performance de la SPIR pour apprécier ces paramètres directement sur de moissonneuses-batteuses a été évaluée en Allemagne puis comparée aux prédictions faites par SPIR en laboratoire (Montes *et al.*, 2006). Les coefficients sont légèrement inférieurs (0,89 contre 0,95 sur grains et 0,97 sur farines en laboratoire) mais la technique semble très prometteuse. D'après cette étude, la SPIR serait utilisée en routine chez les améliorateurs de maïs et pourraient à terme être utilisée au champ pour pouvoir apprécier les performances des variétés améliorées sur de grandes surfaces.

L'adaptation de cette technique a été testée en Chine sur grain de maïs entier (Jiang *et al.*, 2007) pour quantifier les teneurs en amidon, huile et protéines. Les coefficients de validation sont très élevés (respectivement de 0,91 ; 0,94 et 0,95) et il est recommandé d'utiliser cette technique en routine dans les programmes d'amélioration génétique.

Plus récemment, un criblage de 1245 variétés de maïs a pu être réalisé en Italie dans le cadre d'un programme européen (EUMLCC= *European Union Maize Landraces Core Collection*) destiné à évaluer précisément la diversité de cette espèce (Berardo *et al.*, 2009). Des équations de calibrations ont été développées pour les protéines totales, les lipides et l'amidon. Les coefficients  $r^2$  variaient de 0,78 pour les lipides à 0,80 pour l'amidon et 0,91 pour les protéines. Des calibrations ont aussi été tentées sur le grain complet avec des performances moindres. D'après cette étude, les analyses multivariées et les classifications ascendantes hiérarchiques (CAH) sur les données spectrales devraient permettre de classer les ressources génétiques en groupes utiles aux améliorateurs de maïs.

#### **I.4.2. Les oléagineux**

Pour la filière oléagineuse, *Vernonia galamensis* est une espèce d'Astéracée qui mériterait une étude approfondie. Cette espèce abrite une forte diversité dans les pays de l'Est Africain et les génotypes présentent des teneurs en huile très variables. L'application de la SPIR a permis de prédire les valeurs pour la composition en acide gras, en huile et en protéines (Baye and Becker, 2004). Cette étude qui a concerné près de 114 accessions cultivées au champ en Ethiopie a donné des résultats satisfaisants. Les coefficients de corrélation pour la prédiction ( $r^2$ ) sont élevés pour les protéines de la graine (0,93) mais les auteurs recommandent de poursuivre les travaux et de cribler un plus grand nombre de variétés.

L'amélioration génétique de l'olivier pour la qualité de son huile est très longue et onéreuse du fait de la lente croissance des arbres et de la nécessité d'évaluer un très grand nombre de descendants. L'applicabilité de la SPIR a été testée pour apprécier les corrélations juvéniles-adultes et pour déterminer les compositions et teneurs en acides gras de l'huile des fruits intacts (León *et al.*, 2005). Les modèles de calibration permettent de quantifier avec une certaine précision la teneur en huile ( $r^2=0,94$ ) et en acide oléique ( $r^2=0,84$ ). D'après cette étude ces résultats permettraient le classement d'un grand nombre d'hybrides selon ces caractéristiques.

De même, les sélectionneurs travaillant sur le colza (*Brassica napus* L.) s'intéressent aux teneurs en phytostérol de son huile (Amar *et al.*, 2009) qui serait à l'origine d'une réduction des taux de LDL-cholestérol permettant de réduire les risques cardio-vasculaires. La quantification de ces teneurs en phytostérol est donc importante mais la méthode de référence est actuellement la chromatographie liquide haute performance (CLHP) qui coûte relativement cher et prend du temps. La performance de la SPIR a donc été étudiée pour apprécier la variabilité des teneurs au sein d'un échantillon de 27 variétés de colza. Pour les phytostérols totaux, le  $r^2$  de validation est relativement modeste (0,67). Il est faible pour le sitostérol et le campesterol (0,58), très bas pour le brassicasterol (0,40) et sans intérêt pour l'avenastérol (0,23). Il n'empêche que ces auteurs pensent que la SPIR mérite attention et pourrait s'avérer très utile car les teneurs en phytostérols totaux et individuels sont très

variables. La SPIR pourrait donc être utile, notamment pour le criblage de grands nombres d'accensions dans le cadre de programmes d'amélioration génétique du colza.

#### **I.4.3. Les classifications variétales**

En viticulture, une technique d'identification rapide des cépages de vigne utilisés serait d'un grand intérêt pour la filière. Des travaux ont tenté d'évaluer la performance du moyen infra-rouge pour produire des empreintes discriminantes à partir d'extraits phénoliques. Une classification ascendante hiérarchique réalisée à partir des données obtenues sur ces extraits montre qu'il est possible de différencier les cinq cépages de vigne étudiés (*Cabernet, Sauvignon, Merlot, Pinot Noir* et *Blaufränkisch*) puis de classer rapidement tous les échantillons de vin analysés selon leur appartenance à ces cépages (Edelmann *et al.*, 2001).

Une étude similaire a été conduite pour identifier les variétés de fraisières. La biologie moléculaire est relativement chère et fastidieuse à mettre en œuvre et des chercheurs se sont donc intéressés à la SPIR comme alternative pratique aux extractions et électrophorèses d'ADN pour la production d'empreintes fiables. Ils concluent que la SPIR est suffisamment précise pour produire des empreintes permettant de différencier les cultivars de fraisières par analyse multivariée des données spectrales (Kim *et al.*, 2009).

Plus particulièrement au Vanouatou, la SPIR a déjà été utilisée pour la quantification des kavalactones et la détermination des chimiotypes du Kava (*Piper methysticum*) afin de mettre en place un contrôle de la qualité en routine du kava par SPIR (Lasme *et al.*, 2008).

#### **I.4.4. Les plantes à racines et tubercules**

La qualité de la RT la plus cultivée au Monde, la pomme de terre, dépend essentiellement de la variété et accessoirement des conditions de culture. Il serait donc utile de pouvoir analyser en routine les composés majeurs qui déterminent cette qualité, surtout les teneurs en amidon et protéines. Une étude conduite en Allemagne sur 1614 échantillons pendant trois ans (2000-03) sur des sites différents a permis d'apprécier les performances de la SPIR. La teneur en amidon du tubercule de pomme de terre (*Solanum tuberosum*) peut être prédite avec une bonne précision ( $r^2 = 0,90$ ). Pour les protéines, les résultats sont moins bons (0,62) et nécessiteraient des études complémentaires (Haase, 2006).

En Belgique, la SPIR a aussi été utilisée pour le contrôle de la qualité de la pomme de terre. Les caractères sensoriels ont été mesurés, à savoir : des descripteurs de texture (délicatement, farinosité, granulation), la couleur de la chair, le noircissement après cuisson, l'intensité du goût et la coloration des échantillons à la friture. Le but de ce travail était de tester les potentialités de la SPIR et l'analyse d'images pour prédire ou mesurer les comportements sensoriels. Les résultats obtenus pour la prédiction de la couleur et des descripteurs de texture sont assez satisfaisants (avec des  $r^2$  de l'ordre de 0,80) et la prédiction de l'index de friture par SPIR est acceptable malgré des erreurs standards des analyses de référence assez élevées. L'amélioration des modèles de prédiction de la SPIR nécessiterait néanmoins une amélioration préalable de la fiabilité des valeurs sensorielles servant au calibrage du spectromètre (Van de Laer, 2001).

En Nouvelle-Zélande, une étude complémentaire s'est intéressée plus particulièrement à la qualité des chips frites de pomme de terre. Dans ce pays, l'hétérogénéité de la qualité vient du fait que différentes variétés approvisionnent la filière de transformation du fait que certaines sont précoces et d'autres tardives. La variabilité de la matière première est donc un sérieux problème. La fiabilité de la SPIR a été étudiée comme technique d'identification des variétés (*Whitu* et *Fianna*) (Yee *et al.*, 2006). D'après cette étude, la SPIR permettrait de classer correctement 94% des échantillons analysés à partir de leurs empreintes spectrales et de les attribuer à l'une ou l'autre des deux variétés, permettant ainsi de déterminer la qualité

de chips puisque celle-ci dépend des teneurs en amidon et glucose et que celles-ci dépendent du génotype.

En ce qui concerne les métabolites secondaires de la pomme de terre (*Solanum phureja*), une étude a tenté de quantifier les teneurs en divers caroténoïdes par CLHP et à permis d'apprécier les performances de la SPIR pour se substituer à cette méthode de référence chère et fastidieuse (Bonierbale *et al.*, 2009). En tout, 215 accessions ont été analysées à partir de leurs extraits lyophilisés. Les coefficients de corrélation pour la prédiction ( $r^2$ ) sont élevés pour les caroténoïdes totaux (0,94) et la zeaxantine mais ce coefficient est plus faible pour le bêta-carotène (0,71). Une ACP permet d'identifier de grands groupes de variétés selon leurs teneurs en carotènes. Les auteurs concluent que la SPIR pourrait donc être utilisée pour cribler les nombreuses accessions présentes dans les collections de ressources génétiques de pomme de terre qui abritent plusieurs milliers d'accessions. Cette technique devrait permettre la sélection de celles qui pourront participer à l'amélioration génétique de ce caractère très recherché.

Enfin, la SPIR a aussi été appliquée aux plantes à racines et tubercules tropicales (manioc, patate douce, ignames, taro) dans le cadre d'une étude préliminaire destinée à apprécier ses performances pour évaluer les composés majeurs présents dans les farines complètes (Lebot *et al.*, 2009). Cette étude montre que le potentiel de cette technique est intéressant mais qu'elle nécessite que des travaux complémentaires soient menés.

En ce qui concerne la patate douce, une seule étude utilisant la spectroscopie infra-rouge a été publiée en 2006 (Lu *et al.*, 2006). Il s'agit d'une application de la SPIR pour la prédiction des propriétés thermiques de l'amidon de patate douce et de sa qualité pour la fabrication de nouilles. Cette étude a été réalisée sur 93 échantillons de patate douce et les paramètres qui ont été analysés sont les différentes températures de gélatinisation de l'amidon (début, maximale, gélatinisation complète et la gamme de température). Les coefficients de détermination de la prédiction varient entre 0,84 et 0,89. Toutefois, la prédiction de la résistance au refroidissement des nouilles affiche un  $r^2_{\text{pred}}$  de 0,63. Cependant, les auteurs soutiennent que ces résultats sont très satisfaisants et que la SPIR est une méthode assez fiable et pratique pour l'analyse en routine de l'amidon de patate douce et de la qualité de ses nouilles.

Une présentation faite au dernier congrès de l'ISTRIC (*International Society for Tropical Root Crops*) qui s'est tenu au CIP à Lima (Pérou) en novembre 2009, annonce des résultats très intéressants sur des extraits lyophilisés de patate douce (Zum Felde *et al.*, 2009). Pour les protéines le  $r^2_{cv}$  serait de 0,95 ( $n=216$ ), pour l'amidon le  $r^2_{cv}$  serait de 0,96 ( $n=268$ ) et pour les sucres il serait de 0,94 ( $n=266$ ). Ces résultats, très encourageants, ont été obtenus grâce au criblage de très nombreux échantillons pour la réalisation des modèles. Cependant, ces modèles n'ont pas été testés sur une gamme de validation et on ne peut donc pas juger de leurs capacités de prédiction.



## II. Matériels et Méthodes

Les caractéristiques morphologiques des variétés et des hybrides de patate douce en cours de sélection au Vanouatou ont été étudiées. Il s'agissait d'apprécier le potentiel d'éventuels outils visuels, utilisables au champ, pour une sélection rapide mais fiable, du matériel végétal.

Les analyses des composés majeurs (amidon, sucres, cellulose, protéines, minéraux) permettent la mise en relation des teneurs et compositions avec l'appréciation qualitative des variétés par les consommateurs locaux (Champagne *et al.*, 2009).

Le développement de deux types de modèles de prédiction SPIR, l'un basé sur un très large échantillonnage composé de diverses espèces de RT (692 accessions) et l'autre sur 190 accessions de patates douces, permet de comparer leurs performances de prédiction pour les cinq composés majeurs et de voir comment la SPIR peut être utilisée pour apprécier en routine la qualité des patates douces.

Enfin, la synthèse des trois approches (morpho-agronomique, physico-chimique et SPIR) permet d'envisager la mise au point une méthodologie globale pour l'analyse de la qualité.

### II.1. Caractérisations morpho-agronomiques

#### II.1.1. Objectifs

La description des caractéristiques morpho-agronomiques représente un outil utile pour la gestion des ressources génétiques. Étant donné que ces descripteurs n'ont pas besoin de moyens sophistiqués ou d'équipements spécifiques, ils représentent une approche simple, peu onéreuse et efficace pour cribler de gros effectifs mais en ce qui concerne la qualité leur pouvoir discriminant reste à évaluer. Certains de ces descripteurs sont particulièrement importants pour les programmes d'amélioration. La couleur est l'attribut principal non seulement parce qu'elle influe sur les préférences des consommateurs, mais aussi parce qu'elle influe sur la perception du goût et de la saveur (Alasalvar *et al.*, 2001; Habegger and Schnitzler, 2005). Les carotènes et anthocyanes sont les pigments les plus pertinents. Le carotène qui peut être transformé en vitamine A (Olson, 1989), est responsable de la couleur orange et jaune. Les anthocyanes sont responsables de la couleur rouge ou violet, présents dans la chair et la peau et ont des propriétés antioxydantes.

Les critères retenus qui ont été choisis proviennent de la liste des descripteurs spécifiques à la patate douce mis en place par le CIP. Celle-ci a été créée en 1991 afin de donner un format international standardisé pour la description des accessions et fournir ainsi un langage universellement compréhensible pour les données morpho-agro concernant les ressources phytogénétiques. Pour notre étude, nous avons choisis des descripteurs faciles à identifier et pouvant être très variables d'une accession à l'autre. Ces descripteurs figurent en Annexe 2. En tout, nous avons caractérisé 148 accessions (variétés et hybrides).

L'objectif est d'une part, de pouvoir faciliter la sélection des variétés intéressantes lors des criblages en se basant sur les caractéristiques aériennes des plantes. Par exemple, est ce que toutes les accessions dont les racines tubérisées présentent une chair et peau blanches, sont exemptes de colorations anthocyanées sur leur appareil aérien ?

D'autre part, de rechercher de possibles relations entre des caractéristiques qualitatives appréciables de visu, telles que la couleur de la chair des racines tubérisées et leurs compositions chimiques en composés majeurs (par ex la teneur en amidon), dans la mesure où celles-ci existent.

Ce travail a été réalisé sur plus d'une centaine de variétés différentes (locales, étrangères et issues du programmes d'amélioration génétique) et provenant de diverses parcelles (Tagabé, Monmartre, Téouma sur l'île d'Efaté et au Centre Technique de Recherche Agronomique du Vanouatou, basé sur l'île de Santo). Les caractéristiques qualitatives (par



exemple, les couleurs de la chair et de la peau) sont contrôlées génétiquement et ne sont pas affectées par les conditions environnementales.

Les résultats obtenus par les descriptions morpho-agro ont été analysés grâce au logiciel Microsoft Excel.

### **II.1.2. Caractéristiques aériennes**

La description des caractéristiques morpho-agronomiques de l'appareil aérien s'effectue généralement pendant la récolte (voir Annexe 2).



**Figure 3 :** Variabilité des formes et des couleurs des feuilles

### **II.1.3. Caractéristiques souterraines**

La description des caractéristiques souterraine se fait après lavage et séchage des échantillons afin d'éliminer les résidus de terre encore présents sur les tubercules pour mieux distinguer les formes et les couleurs. Plusieurs racines tubérisées doivent être utilisées tout de suite après la récolte.

- ✓ En ce qui concerne la description des caractères de la chair, il s'agit de faire une coupe longitudinale et horizontale au milieu des racines tubérisées fraîchement récoltées.



**Figure 4 :** Diversité de formes et de couleurs des racines



## II.2. Analyses physico-chimiques

La variété considérée comme étant une patate douce de qualité au Vanouatou (acc. no 180 ; voir photo page 28) est issue des divers programmes d'amélioration génétique conduits par le CTRAV. Celle-ci est le plus souvent consommée bouillie. Elle est notamment appréciée pour sa couleur de chair orange foncé (riche en carotènes) et elle constitue un très bon aliment du point de vu organoleptique (agréable en bouche) nutritionnel (forme, valeur énergétique, riche en vitamines, minéraux...) et surtout sa bonne conservation post-récolte. Celle-ci va donc constituer une variété de référence pour notre étude.

### II.2.1. Echantillonnage

Les travaux de 2008-2009 nous servent de base pour le développement de nos modèles de prédiction. Lors de cette étude (Lebot et *al.*, 2009), 472 échantillons (dont 104 taros, 62 maniocs, 135 ignames et 167 patates douces) avaient été étudiés. Ces échantillons étaient essentiellement des hybrides issus du programme d'amélioration mais aussi plusieurs variétés locales du Vanouatou. En 2009, environ deux cents accessions supplémentaires de taro ont été analysées pour être rajoutées à cette base de données. Enfin, en 2010 de nouveaux échantillons de patates douces ont été préparés pour élargir la gamme variétale. Pas moins de 32 variétés étrangères ont été introduites du CIP afin d'apporter plus de diversité au programme d'amélioration. Elles provenaient d'Inde, Indonésie, Malaisie, Philippines, Thaïlande, Etats-Unis, Tonga, Nigéria, Brésil, Vietnam. Une fois multipliées au champ, la plupart de ces variétés (« *megaclones* » du CIP) n'ont pu résister à la gale et seulement huit sont toujours en cours d'évaluation (Tableau 1). Elles sont dans notre échantillon (Annexe 3).

**Tableau 1 :** Origine des variétés sélectionnées après évaluation au champ en 2009

Variétés	Origine
13-PNG67	Papouasie-Nouvelle-Guinée
17- PNG07	Papouasie-Nouvelle-Guinée
4-PNG6	Papouasie-Nouvelle-Guinée
19-US02	Etats-Unis
20-BZ01	Brésil
21-PH03	Philippines
27-UG01	Tanzanie
3-TN01	Tonga

### II.2.2. Transformation des échantillons

- Les tubercules sont récoltés en soulevant le sol à l'aide d'une fourche ou directement à la main. Ils sont ensuite placés dans des sacs papier kraft en prenant soin de bien les numéroter pour ne pas mélanger les échantillons.



- Les patates douces sont ensuite lavées afin d'en extraire la terre et autres impuretés. Ceci pour rendre aisée la description morpho-agro des tubercules, mais aussi pour plus de facilité lors les étapes suivantes.



- Les tubercules sont ensuite épluchés puis découpés (à la main ou à l'aide d'un robot de cuisine de type "Moulinex") en fines lamelles afin de produire le plus de surface possible pour qu'elles puissent sécher plus rapidement.
- Le séchage se fait à l'étuve à environ 60°C jusqu'à poids constant pour ne pas altérer certains constituants majeurs par l'intermédiaire de la réaction de Maillard (réaction chimique faisant intervenir certains constituants majeurs, notamment les protéines et les sucres réducteurs qui interviennent lors d'un chauffage trop intense pour donner des composés phénoliques bruns).

En raison de quelques soucis techniques (panne de l'étuve principale) survenus lors de cette étape de séchage et du délai dont nous disposions pour l'envoi des échantillons pour analyses chimiques, certains échantillons ont dû être séchés au soleil. Les patates douces sont ainsi rapidement déshydratées mais il est quand même nécessaire de terminer le séchage à l'étuve d'appoint (environ deux heures) afin de s'assurer que toutes sont bien sèches.

- Les échantillons secs sont ensuite remis dans des sacs en papiers kraft doublés d'un sac plastique pour éviter qu'ils ne reprennent de l'humidité en attendant l'étape de broyage.
- Enfin, broyage à l'aide d'un broyeur de cuisine pour obtenir une farine très fine qui servira par la suite aux analyses spectrométriques.

A la suite de ce processus, les échantillons de farine ont été homogénéisés au moyen de quatre tamis avec une diminution des diamètres pour obtenir des granulés de farine homogènes, inférieurs à 106 microns. Pour chaque échantillon, nous avons donc séparé les farines dans deux sacs différents suivant la taille des granulés, une partie (la plus grossière) est réservée aux analyses chimiques et une autre (la plus fine) sert pour les mesures spectrales.

### II.2.3. Détermination de la teneur en matière sèche

Après avoir été épluché et découpé en fines tranches, l'échantillon est aussitôt pesé, juste avant de le mettre à l'étuve (environ 60°C pendant 24 à 48 heures). Au terme du séchage, celui-ci est de nouveau pesé et la teneur en matière sèche est déterminée par la formule suivante :

$$\%MS = (Mf/Mi) * 100 \text{ avec,}$$

- %MS : pourcentage de matière sèche,
- Mi : masse du produit avant mise à l'étuve, et
- Mf : masse du produit à la sortie de l'étuve.

### II.2.4. Sélection des échantillons de l'ensemble de validation

Au total, 96 échantillons ont été transformés en poudre en 2010, mais en considérant le coût des analyses et les frais d'envoi, le budget dont nous disposions ne nous permettait d'envoyer que 69 échantillons pour analyses chimiques. Il a donc fallu faire une sélection rigoureuse des échantillons à envoyer afin d'avoir une gamme d'individus assez représentative de la gamme de calibration, des plus faibles concentrations aux plus fortes. Pour ce faire, nous avons procédé comme suit :

- ✓ élimination des hors types sur la base de la distance de *Mahalanobis* ; par définition ils ne sont pas représentés dans le modèle,
- ✓ faire la prédiction des composés majeurs pour les 96 échantillons grâce au logiciel Indico<sup>TM</sup> Pro (ASD, 2007) après avoir rentré toutes les calibrations de 2009,
- ✓ repérer ceux dont la distance de *Mahalanobis* est supérieure à 3 puis sélectionner ceux dont la distance est inférieure à 3,
- ✓ compléter avec ceux dont la distance H est la plus proche de 3,
- ✓ et enfin, choisir les échantillons les plus différents possibles pour avoir la plus grande diversité.

### II.2.5. Analyses chimiques de référence

Les analyses des principaux constituants (humidité résiduelle, amidon, sucres totaux, cellulose, azote total, et cendres) ont été réalisées par le Laboratoire d'Analyses Agricoles Teyssier, à Bourdeaux en France (26460) ([www.laboratoire-teyssier.com](http://www.laboratoire-teyssier.com)), selon les normes AFNOR (Association Française de Normalisation). En accord avec la NF (Norme Française) V 18-109 pour la détermination de la matière sèche, les échantillons ont été séchés à nouveau afin d'enlever l'humidité résiduelle (mesurée en % du poids sec total). La poudre a été analysée au dessus d'une étuve produisant de l'air sec afin que les échantillons ne reprennent pas d'humidité. L'humidité a donc été exprimée comme une mesure de l'échantillon avant le séchage. Toutes les mesures ont ensuite été exprimées en pourcentages de matière sèche (% MS), et les données ont été ajustées par l'humidité résiduelle après séchage à l'étuve. Les analyses suivantes ont ensuite été effectuées :

- **Amidon** : il est quantifié en utilisant le protocole de Aiguière (NF ISO 10-520) correspondant à l'hydrolyse dans HCl, la filtration, et la mesure polarimétrique. L'erreur acceptable pour cette méthode de référence est de +/- 3%.
- **Sucres totaux** : ils sont quantifiés par la méthode colorimétrique de Luff Schoorl (CEE 98 \ 54 \ CE). Comme pour l'analyse de l'amidon, l'erreur acceptable de la méthode est aussi de +/- 3%.
- **Cellulose** : elle est mesurée par la méthode Weende (NF V 03-040) qui correspond aux résidus organiques non solubles obtenus par traitement avec l'acide sulfurique puis par traitements alcalins. La méthode de Weende consiste à faire une double hydrolyse acide (H<sub>2</sub>SO<sub>4</sub> 0,3 N) et basique (NaOH 1,5 N), complexer avec l'EDTA., puis filtrer à chaud avec un creuset filtrant de porosité 2. Sécher à l'étuve à 130°C pendant 2 heures, laisser refroidir au dessiccateur, puis peser à nouveau. Les résultats sont mentionnés en « fibres brutes ». Cette méthode sous estime généralement la fibre alimentaire (erreur de la méthode : +/- 3%).
- **Protéines** : il s'agit en fait de la teneur en azote total qui est calculée en utilisant la méthode de Kjeldahl (NF V 18-100) dont la technique consiste à minéraliser l'échantillon finement broyé par l'acide sulfurique concentré en présence d'un catalyseur (100 g de sulfate de potassium, 10 g de sulfate de cuivre et 1 g de sélénium). L'azote est converti en ammoniac qui est distillé et titré. Un blanc réactif est fait dans les mêmes conditions ainsi qu'un contrôle de qualité avec le matériel de référence dont la teneur en protéines est connue. La vérification de l'efficacité de l'équipement est faite par le tryptophane dont la teneur en azote protéique est connue. L'analyse est effectuée deux fois et le taux de protéines est donné à +/- 2 % près.
- **Minéraux** : l'estimation de la teneur minérale totale est obtenue à partir de cendres produites à la suite du traitement thermique de l'échantillon à 550°C (NF V 18-101). La méthode consiste à carboniser au bec Bunsen l'échantillon finement broyé contenu dans un creuset préalablement séché et pesé. Puis il est calciné au four (600°C)

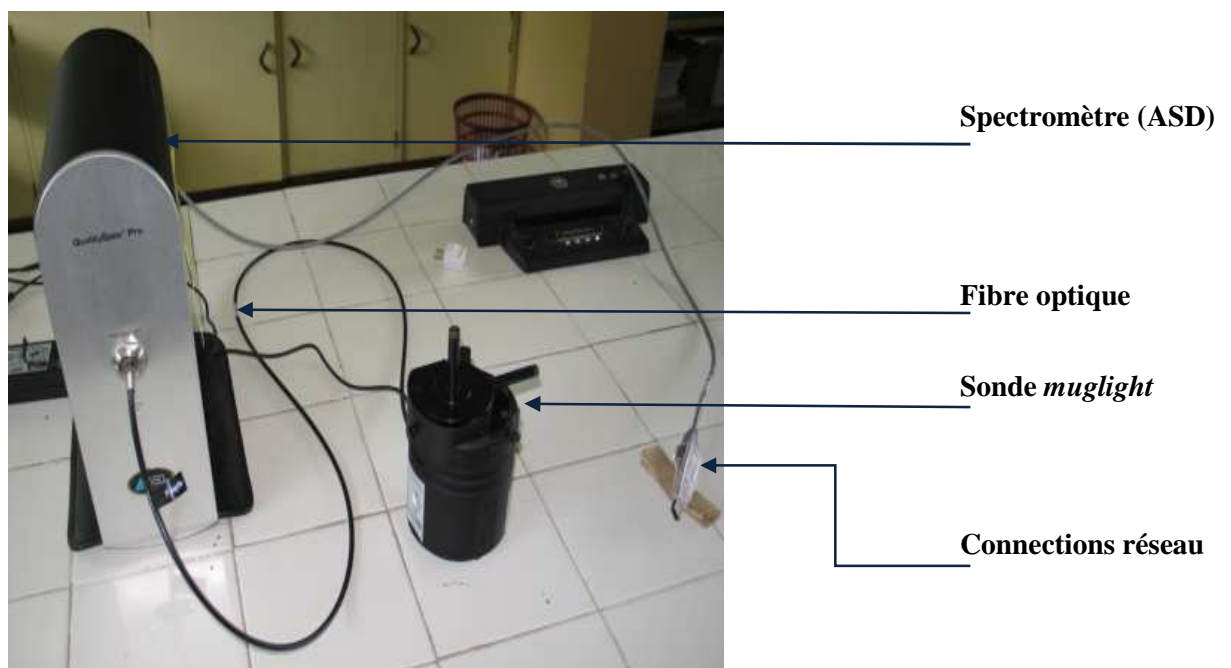
pendant quatre heures jusqu'à l'obtention de cendres blanches ou légèrement grises selon la nature de l'échantillon. On refroidit dans un dessiccateur et on pèse à nouveau. L'analyse est aussi effectuée deux fois et la teneur en cendres est donnée à +- % près.

**Calcul :** en % de cendres pour 100 g de produit :

% en cendres = Poids après calcination - poids du creuset vide x 100 poids de l'échantillon.

### ***II.3. Analyses par Spectrométrie Proche Infra-Rouge***

Un spectrophotomètre *ASD LabSpecPro* d'*Analytical Spectral Devices Inc* (ASD Inc, Boulder, Colorado, USA) équipé d'un lecteur de type *muglight* (Figures 5 et 6 ci-dessous) ou *High Intensity Source Probe* (HISP) (ASD Inc.) a été utilisé pour la mesure de tous les spectres sur la plage de longueur d'onde de 350 à 2500 nm. La HISP contient sa propre source lumineuse (lampe tungstène Quartz Halogène). Sa conception optique innovante minimise les erreurs de mesure associées à la lumière parasite de la réflexion car elle est très stable. En moyenne, six grammes de farine homogénéisée sont placés dans des cellules individuelles pour l'analyse spectrométrique. La farine est compactée avec une cuillère à thé pour éliminer les poches d'air dans l'échantillon. Les cellules sont ensuite placées sur la sonde *muglight*. Chaque spectre est obtenu en faisant la moyenne de trois cellules différentes (trois répétitions du même échantillon) et 25 scans ont été effectués pour chaque échantillon. Au final, le spectre que l'on obtient pour chaque échantillon résulte d'une moyenne de 75 lectures.



**Figure 5 :** Spectromètre Proche Infra-Rouge de type ASD



**Figure 6 :** Cellule

Une lecture de référence (ligne de base) est prise lors du démarrage de chaque session. Tous les spectres sont enregistrés en réflectance diffuse,  $\log (I / R)$  par rapport à la norme de *Labsphere Spectralon Reflectance Material* (Labsphere, Inc). L'enregistrement des spectres se fait grâce au logiciel INDICO<sup>TM</sup> PRO (2007, [www.asdi.com](http://www.asdi.com)).

## **II.4. Calibration de l'ASD**

### **II.4.1. Prétraitement des données spectrales**

Les données spectrales brutes, telles qu'elles sont acquises par un spectromètre, ne revêtent pas obligatoirement la forme la mieux adaptée aux traitements ultérieurs. Elles sont souvent entachées de défauts liés à la présence d'un bruit aléatoire ou à la déformation de la ligne de base. Il est souvent utile d'appliquer un prétraitement aux données avant leur exploitation par des méthodes chimiométriques (Bertrand, 2006). Des défauts de granulométrie ou de compactage dans la coupelle, peuvent aussi significativement affecter l'intensité des spectres (Bertrand, 2006). D'autres facteurs comme la dispersion spécifique des radiations à la surface des particules, la composition chimique de l'échantillon et les différences dans la longueur du trajet optique au travers de l'échantillon sont aussi à prendre en considération. Ces sources de variation peuvent, en se combinant, empêcher l'interprétation correcte des spectres PIR (Barnes *et al.*, 1989).

#### **✓ Correction multiplicative de la réflexion diffuse**

Les échantillons sont analysés en réflectance diffuse. Ceci conduit à des différences dans les spectres dues à une distribution non homogène des particules. Le degré de dispersion dépend de la longueur d'onde, de la taille des particules et de l'indice de réfraction des échantillons. Cette dispersion n'est donc pas uniforme sur tout le spectre. Elle se traduit par des changements de la ligne de base, des inclinaisons ou des courbures, et celles-ci de façon plus prononcée pour les longueurs d'onde de fin de spectre (2000 à 2500 nm). Les concentrations des composés majeurs sont très variables. Ces différences sont d'une part dues à la variabilité spectrale, mais les fortes différences d'amplitudes observées pour les longueurs d'onde élevées (2000 à 2500 nm) sont surtout dues à la dispersion de la lumière. L'effet de cette dispersion est unique pour chaque spectre, les corrections apportées à ces interférences doivent donc être faites individuellement.

#### **✓ Correction de transformation SNV (*Standard Normal Variate*)**

Cette correction permet de supprimer l'effet de la granulométrie en ramenant tous les spectres à la même échelle. Elle permet également, dans une certaine limite de s'affranchir du mode de remplissage des cellules (compactage). Cette transformation s'applique individuellement. La dispersion est corrigée en normalisant chaque spectre par l'écart type des réponses sur tout le spectre. Ceci permet de ramener chaque spectre à une même moyenne et à une même échelle, et de corriger ainsi l'effet de la dispersion sur les spectres. Les différences restantes sont dues aux variations de concentration des constituants pour chaque échantillon, en particulier pour la bande 1900 nm qui correspond à l'absorption de l'eau.

#### **✓ Les dérivées**

La déviation numérique des spectres est très utilisée comme méthode de prétraitement. Elle permet de résoudre deux problèmes de base des spectres proches infrarouge :

- le chevauchement des pics,
- les grandes variations de la ligne de base.

Le calcul de la dérivée première permet de corriger l'effet de la variation de la hauteur de la ligne de base. La dérivée seconde élimine les dérives verticales de la ligne de base et augmente la résolution des pics (Bertrand *et al.*, 2000). Les dérivées d'ordre supérieur

corrigent également ces phénomènes et résolvent de façon prononcée l'effet de chevauchement des pics, mais elles sont plus sensibles au bruit et peuvent générer des artefacts.

Un spectre de réflectance  $A$  est défini pour  $p$  longueurs d'onde régulièrement espacées. La première dérivée  $A'_j$  au point  $j$  est calculée ainsi :  $A'_j = A_{(j+g)} - A_{(j-g)}$

où  $g$  est l'écart ou intervalle de dérivation,  $A_j$  est la valeur de  $\log(I/R)$  au point  $j$ . La dérivée seconde est calculée de façon similaire :  $A''_j = A_{(j+2g)} - 2A_j + A_{(j-2g)}$

Les calculs des dérivées peuvent augmenter l'importance relative de bruit de fond des appareils (Osborne *et al.*, 1993) mais celui-ci est réduit en appliquant un lissage au spectre dérivé. Le traitement mathématique appliqué au spectre est donc caractérisé par trois chiffres :

- l'ordre de la dérive,
- le segment sur lequel la dérive est calculée,
- le « degré de lissage » (nombre de points pris en compte).

La taille de l'intervalle de calcul de la dérivée (*gap*) est déterminante : plus celle-ci est faible (2, 4), plus la sensibilité est grande et plus le bruit de fond est fort. Si le *gap* est trop grand (>10) la sensibilité diminue et on risque alors de perdre des pics. Si on a un point tous les nanomètres pour des produits agroalimentaires, le *gap* ne doit pas être supérieur à 10 (Mc Clure, 1994). Si les acquisitions sont faites tous les deux nanomètres au plus, alors le *gap* doit être encore diminué. Le *gap* doit être assez large pour ignorer le bruit de fond, tout en étant suffisamment étroit pour conserver une bonne résolution. Il n'y a pas de traitement mathématique standard. Seules l'expérience et la performance des modèles mathématiques peuvent conduire à un choix (Shenk et Westerhaud, 1996).

#### II.4.2. Construction de la collection spectrale

##### ✓ L'analyse en composantes principales (ACP)

Les individus (observations) d'une population en spectroscopie proche infra rouge sont caractérisés par un grand nombre de variables (absorbances) corrélées entre elles et représentées par différentes longueurs d'onde. L'analyse en composantes principales (ACP) permet une représentation visuelle des individus sous la forme de cartes factorielles dans lesquelles chaque spectre est représenté par un point sur un graphique. En fait, l'ACP permet de remplacer les variables d'origine (absorbance), fortement redondantes, par des variables synthétiques (moins nombreuses), les « composantes principales », qui contiennent la quasi-totalité de l'information, et qui présentent l'avantage d'être non corrélées. La matrice des composantes principales (plus petite) servira dans l'analyse discriminante au calcul des distances de *Mahalanobis* ( $H$ ).

##### ✓ La distance de *Mahalanobis*

La distance  $H$  de *Mahalanobis* permet de définir une règle d'affectation des individus à une population. Elle est calculée par rapport au spectre moyen. Elle fournit par ailleurs, une description de la variabilité de la population. Ce qui nous autorise à établir une limite d'appartenance à un groupe. Il est généralement admis qu'un spectre présentant un  $H > 3$  (spectre atypique ou éloigné du groupe) a une très faible probabilité (<0,01) d'appartenance à cette population. Les échantillons concernés (hors types) sont soit retirés de la population, soit conservés après identification de la cause de cette valeur.

#### II.4.3. Calibration du spectromètre

L'analyse par spectroscopie nécessite un étalonnage (calibration) permettant d'établir la liaison entre une variable  $y$  à prédire et les spectres des individus à différentes longueurs d'ondes  $x_1, x_2, \dots, x_p$  considérés. L'utilisation d'une méthode de régression linéaire permet d'établir des équations de prédiction reliant les valeurs ( $y$ ) obtenues par la méthode de

référence (analyses chimiques) au spectre de chaque individu ( $x_1, x_2, \dots, x_p$ ). Le spectre est considéré comme étant la somme des absorbances aux différentes longueurs d'onde, il est donc judicieux d'établir un modèle de régression linéaire multiple. C'est-à-dire, prédire la variable  $y$  (concentrations en composés majeurs) à partir des variables spectrales  $x_1, x_2, \dots, x_p$  prises à différentes longueurs d'onde.

✓ **Le modèle de régression linéaire** est donc donné par :

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_j x_p + \dots + \beta_p x_p + e$$

-  $\beta_0$  et  $\beta_1$  sont les paramètres du modèle estimé à partir des données,

-  $e$  est le terme d'erreur (ou résidu).

Sous forme matricielle, le modèle s'écrit :  $Y = X \beta + e$  où,

- $Y$  est la matrice des données chimiques,
- $X$  la matrice des données spectrales
- $\beta$  est le vecteur dont les composantes sont constituées par les paramètres inconnus du modèle  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ .
- $e$  est le terme d'erreur.

La méthode de régression linéaire utilisée est la méthode des moindres carrés partiels (ou *Partial Least Squares* = PLS).

✓ **Régression PLS**

Comme dans la régression sur composantes principales, la méthode PLS consiste en une régression de la variable à prédire  $y$  sur des variables  $t_1, t_2, \dots$  qui sont des variables latentes (combinaison linéaire de  $x_1, x_2, \dots, x_m$ ) où  $m$  représente le nombre de colonnes de la matrice  $X$  des variables prédictives. Cependant, dans la méthode PLS, les variables latentes sont déterminées en tenant compte à la fois de la variable  $y$  et des variables prédictives  $x_1, x_2, \dots, x_m$  alors que dans la méthode de régression en composantes principales, les variables latentes (c'est-à-dire les composantes principales elles mêmes) sont déterminées en tenant compte des seules informations qui proviennent des variables prédictives. De ce fait, dans le modèle PLS obtenu, il y a un nombre plus petit de variables latentes. Ce qui implique une interprétation plus aisée des résultats et une meilleure stabilité du modèle. L'ajustement obtenu n'est jamais idéal. Sa qualité peut être évaluée à l'aide de plusieurs paramètres statistiques qui doivent permettre de valider ou pas le modèle établi.

✓ **Paramètres de jugement de la régression**

Selon Bertrand (2006), la somme des carrés des écarts des observations  $y_i$  par rapport à leur moyenne (ou variabilité totale), **SCT** (somme des carrés totale), se décompose en une somme de carrés, **SCM** (somme des carrés du modèle), reflétant la variabilité expliquée par le modèle et une somme des carrés des résidus, **SCR**.

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

SCT = SCM + SCR

Avec :

- **SCT** : somme des carrés totale,
- **SCM** : somme des carrés du modèle,
- **SCR** : somme des carrés des résidus.

$i$  varie de 1 à  $m$  et  $m$  est le nombre d'échantillon

$y_i$  : Valeur de référence à prédire pour l'échantillon  $i$

$\hat{y}_i$  : valeur prédite pour l'échantillon  $i$

Les paramètres de jugement d'une régression sont issus de cette équation.



### **Le coefficient de détermination ( $R^2$ )**

La validation du modèle de régression linéaire peut être évaluée à l'aide du rapport :

$$R^2 = \frac{SCM}{SCT} = 1 - \left( \frac{SCR}{SCT} \right)$$

$R^2$  est le coefficient de détermination. Il reflète la part de variabilité de  $y$  expliquée par le modèle.  $R^2$  est toujours compris entre 0 et 1 et est d'autant plus proche de 1 que la liaison linéaire entre  $y$  et  $x$  est forte.

### **L'écart-type de validation croisée (*SECV ou Standard Error of Cross Validation*)**

Le calcul du SECV permet de déterminer le nombre « idéal » de variables indépendantes à utiliser pour construire une calibration. Il est basé sur un algorithme itératif qui consiste à créer des groupes d'échantillons, à en sélectionner un pour développer le modèle et ensuite de prédire les autres qui n'ont pas été sélectionnés.

Le SECV est une approximation du SEP.

$$SECV = \sqrt{\left( \frac{1}{m} SCR \right)}$$

### **L'écart-type de calibration (*SEC ou Standard Error of Calibration*)**

Il s'agit de l'erreur aléatoire entre les valeurs de référence et les valeurs prédites.

$$SEC = \sqrt{\frac{1}{(n - k - 1) SCR}}$$

$n$  : nombre d'échantillon de calibration

$k$  : nombre de variables à prédire incluses dans le modèle

### **L'écart type de prédiction (*SEP ou Standard Error of prédiction*)**

Aussi appelé « erreur type de performance », le SEP peut être considéré comme étant l'erreur due à la différence entre les valeurs de référence et les valeurs prédites pour les échantillons de validation externe en utilisant un modèle de prédiction spécifique.

$$SEP = \sqrt{\frac{1}{n} SCR}$$

$i$  varie de 1 à  $n$

$n$  : nombre d'échantillons à prédire

### **Le biais**

Cette statistique est la différence systématique entre les valeurs de référence et les valeurs prédites. Il doit être proche de zéro. Il est donné par :

$$B = \frac{1}{n \sum (y_i - \hat{y}_i)}$$

### **Le ratio Performance-Déviaton (*RPD*)**

C'est le rapport SD/SEP. SD est l'écart type de la distribution du paramètre étudié. Une calibration sera de qualité si le  $RPD > 2,5$  (Hsu *et al.*, 1998).

### **La sélection des individus hors types**

Les calibrations sont réalisées en effectuant plusieurs passages en vue d'éliminer les hors types sur la base du *t de Student* (les hors types en  $Y$ ). Sont éliminés du jeu de calibration,



tous les individus présentant un  $t > 2,5$ . En fait, il s'agit d'individus présentant une mauvaise corrélation entre la matrice des données spectrales et celle de références.

$t$  est donné par :

$$t = \frac{(|y_i - \hat{y}_i|)}{SEC}$$

$y_i$  : valeur obtenue par la méthode de référence

$\hat{y}_i$  : valeur prédite par le modèle

### Les modèles

Pour notre étude, nous avons développé deux séries de modèles différents. Une première série basée uniquement sur des patates douces avec 190 échantillons dont nous avons les données chimiques (concentrations en composés majeurs) ainsi que les spectres. Une seconde série de modèle dite "toutes espèces" a été développée grâce à 692 échantillons de taros, ignames, maniocs et patates douces analysés entre 2008 et 2010:

Espèces	accessions
Patate douce	185
Taro	310
Igname	135
Manioc	62

L'objectif est de comparer ces deux modèles afin de savoir lequel est plus fiable pour la prédiction de l'ensemble de validation que nous avons composé durant notre étude à partir des accessions caractérisées aux niveaux morpho-agronomique et chimique. Cet échantillon est composé de 50 accessions prises au hasard sur les 69 analysées en 2010.

#### II.4.4. Pouvoir discriminant des spectres sur les clones

De manière à s'assurer que les spectres d'une racine tubérisée d'une accession de patate douce sont bien représentatifs de la composition chimique de celle-ci, un essai a été mis en place pour comparer douze variétés et trois clones de chaque. Les clones sont des plants différents de la même variété, plantés à un mètre en carré. Les clones sont plantés le même jour et récoltés le même jour à la Téouma. Une racine par plant est prélevée puis transformée et lyophilisée. Les spectres des poudres lyophilisées sont analysés. En tout donc, 36 spectres sont étudiés.

#### II.4.5. Analyses de données

Les données sont analysées à l'aide des logiciels suivants :

- XLSTAT Version 2009 6.02 ([www.xlstat.com](http://www.xlstat.com))
- GRAMS/AI Version 8.0 Thermo Electron Corporation
- DARWIN version 5.0.155 (<http://darwin.cirad.fr>)



### III. Résultats et Discussion

Nous présentons ci-après les résultats obtenus lors des caractérisations morpho-agronomiques conduites en parcelles expérimentales à Santo (CTRAV) et à Efaté (Téouma et Montmartre). Puis nous analysons les résultats des caractéristiques physico-chimiques de nos accessions et discutons, enfin, de la performance des nouveaux modèles de calibration par SPIR que nous avons développé dans le cadre de notre étude.

#### ***III.1. Caractérisations morpho-agronomiques***

Les résultats des corrélations entre les caractéristiques morpho-agronomiques révèlent certains liens entre caractéristiques aériennes et souterraines. Les résultats de ces corrélations sont résumés en Annexe 4. Elles concernent 132 accessions. On observe que la couleur des tiges est très faiblement corrélée avec la couleur principale de la chair ( $CC.=0,165$ ). La forme des tubercules est aussi positivement corrélée à la forme des feuilles ainsi qu'à la couleur de la veine abaxiale avec cependant de très faibles coefficients de corrélation, respectivement de 0,172 et 0,192. Nous avons également d'assez bonnes corrélations entre la couleur de la peau et la couleur de la chair mais également entre la couleur des tiges et la couleur des pétioles, des jeunes feuilles et de la veine abaxiale, entre la forme des feuilles et leurs lobations.

L'Annexe 5 présente la signification des corrélations avec une confiance de 95% et pour un nombre de 132 individus. Ces données sont intéressantes car elles permettent de voir la diversité morpho-agronomique qui existe entre les différentes accessions de patate douce. Cela représente également une base de données utile pour la classification des ressources génétiques. Toutefois, ces données ne nous permettent pas de faire une sélection des échantillons uniquement à partir des caractéristiques aériennes de la patate douce. Il n'est pas possible de développer des outils visuels permettant de déterminer à l'état juvénile les couleurs de la peau et de la chair de la racine tubérisée à partir des couleurs des tiges, pétioles et feuilles. Les corrélations, lorsqu'elles existent, ne sont pas suffisamment fortes.

Par ailleurs, nous avons aussi déterminé les corrélations existantes entre les caractéristiques morpho-agronomiques des tubercules et leurs compositions chimiques pour 68 accessions (Annexe 6).

On observe que la teneur en matière sèche est positivement corrélée à la couleur de la chair ( $CC.=0,224$ ) ainsi qu'à la distribution de la couleur secondaire dans la chair ( $CC.=0,297$ ). La teneur en sucres est aussi positivement corrélée à la couleur de la chair ( $CC.=0,269$ ). L'Annexe 7 présente la signification de ces résultats à 95% de confiance.

Ces coefficients restent cependant relativement faibles et il n'est donc pas possible d'estimer la qualité d'une variété de patate douce à partir de ses caractéristiques morpho-agronomiques. Il n'est pas possible de dire, par exemple, si toutes les accessions à la chair blanche ont de faibles teneurs en matière sèche et en amidon et vice versa, si les accessions à la chair colorée ont de fortes teneurs en sucres et en matière sèche. Bien que certaines corrélations soient mises en évidence, elles sont insuffisantes pour pouvoir être directement utilisées par les sélectionneurs.

#### ***III. 2. La patate douce de qualité***

Le cultivar de référence pour le Vanouatou est la variété no 180 issue du programme d'amélioration mais désormais très cultivée pour la vente sur le marché de Port-Vila. Sa composition chimique est idéale pour une consommation régulière avec un goût agréable et une texture pas trop farineuse (Figure 7). Afin de cerner un peu mieux la qualité d'une patate douce, nous avons identifié cinq variétés considérées comme étant très appréciées au Vanouatou. Ces variétés sont d'origines différentes et présentent des caractéristiques morpho-

agronomiques distinctes mais ont en commun d'être bonnes ou très bonnes au goût. Elles représentent nos échantillons de référence (Tableau 2).

**Tableau 2 :** Variétés de bonne qualité utilisées comme références

Nos	Variétés	Origine	Amidon	Sucres	Cellulose	Protéines	Minéraux	MS%
190	Ib 180	Vanouatou	68.20	10.6	3.4	6.6	3.3	32.40
1	TIB042	Nigéria	67.71	13.5	3.6	6.2	2.8	37.09
194	SI226	Salomon	68.91	9.8	3.5	7.7	3.6	27.50
192	GV129	Vanouatou	70.00	10.3	2.8	6.4	2.8	35.44
193	PLY018	Vanouatou	68.10	10.9	3.4	7.0	3.4	34.69



**Figure 7 :** Patates douces (no 180) vendues sur le marché de Port-Vila

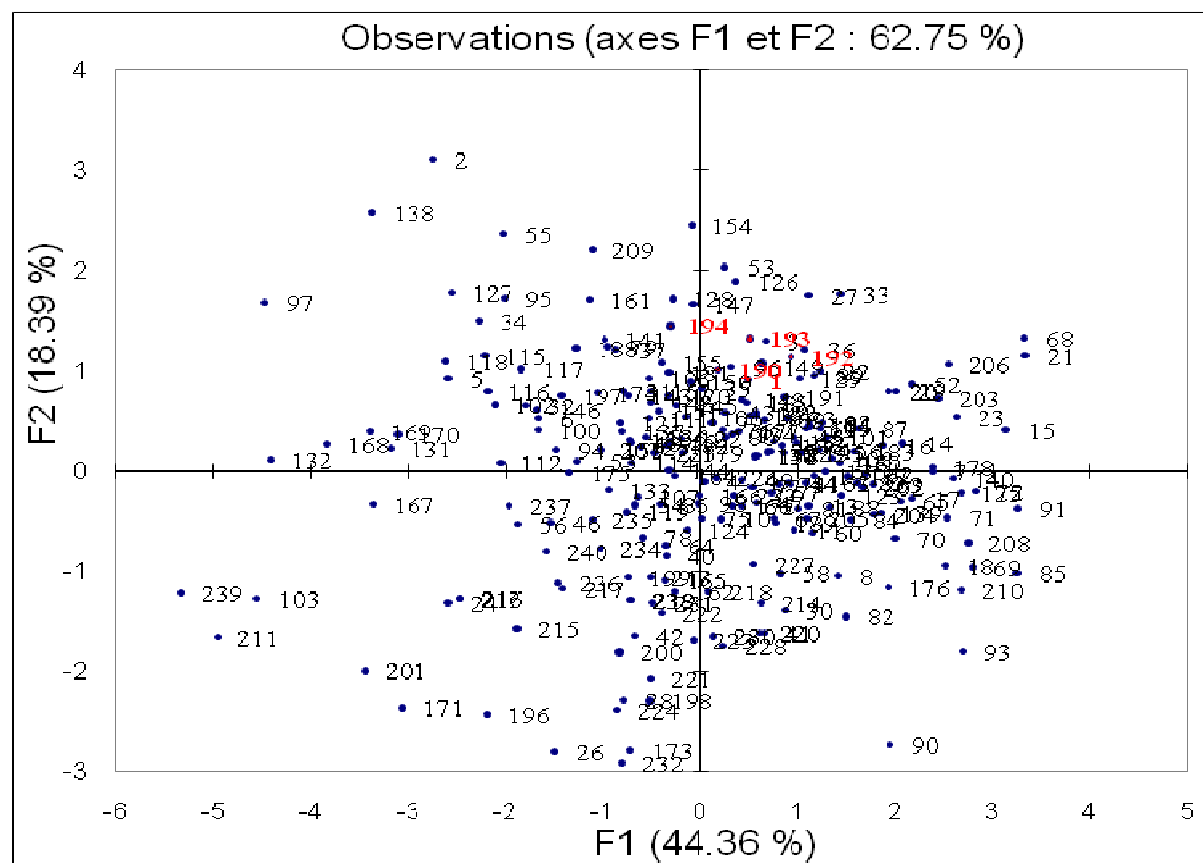
Le programme d'amélioration au Vanouatou, vise surtout à obtenir des variétés ayant une composition chimique assez proche de celles-ci (teneurs en amidon et sucres voisines de 68,2 et 10,6% par rapport à la matière sèche). On suppose que ces teneurs induisent des caractéristiques organoleptiques similaires. Ce programme vise aussi une résistance à la galle (*Elsinoe batatas*) et un bon rendement permettant une baisse des prix sur le marché.

Comme mentionné précédemment, la notion de qualité englobe non seulement la salubrité de l'aliment mais surtout les propriétés organoleptiques. L'apparence, la flaveur et la texture de l'aliment sont les premiers critères de sélection pour les consommateurs.

Chez la patate douce comme chez les autres plantes à racines et tubercules, l'amidon et les sucres influent grandement sur les caractéristiques organoleptiques et plus particulièrement sur le goût et la texture (Champagne *et al.*, 2009). En moyenne, chez la patate douce ces deux composés constituent plus 80% de la matière sèche. Une bonne prédiction de ces deux composés devrait donc suffire pour avoir une idée de la qualité d'une patate douce. Les variétés ayant une trop forte teneur en sucres ne peuvent pas être consommées en quantité importante car elles induisent un effet de satiété précoce. Ces dernières sont souvent utilisées pour la confection de desserts, comme aux Etats-Unis par exemple. Au Vanouatou la principale utilisation de la patate douce est sous forme bouillie. De ce fait, la teneur en amidon des variétés consommées ne doit pas être trop élevée afin de présenter une texture peu farineuse. La variété no 180 présente la composition chimique

idéale pour une patate douce de table. En effet, avec une telle teneur en amidon, elle n'a pas un goût trop farineux et la quantité de sucres qu'elle contient lui donne une saveur agréable sans que cela n'entraîne un effet de satiété trop rapide. Ce qui permet donc une consommation régulière de cette variété, d'où sa popularité actuelle sur le marché.

L'analyse en composantes principales (ACP) obtenue à partir des données chimiques de 240 échantillons de patates douce (Figure 8) nous montre que nos cinq variétés de référence sont assez proches les unes des autres, ce qui indique des compositions chimiques voisines. Les variétés riches et pauvres en amidon se positionnent sur les cotés droit et gauche de l'axe 1. Nos variétés ont des teneurs moyennes.



**Figure 8 :** ACP de 240 échantillons de patate douce analysés pour cinq composés majeurs

### III.3. Variabilité des échantillons de calibration

Comme mentionné précédemment, les échantillons qui composent les gammes de calibration pour les deux séries de modèles proviennent de divers endroits afin d'avoir la plus large gamme possible dans la composition chimique. La variabilité en composés majeurs des 692 accessions utilisées pour le modèle «toutes espèces» est présentée dans le Tableau 3.

**Tableau 3 :** Variabilité des échantillons du modèle « toutes espèces » (n=692 acc., en %MS).

Variables	Amidon	Sucres	Cellulose	Protéines	Minéraux
<b>Minimum</b>	44,96	0,21	0,10	1,33	1,24
<b>Maximum</b>	91,21	28,05	12,56	21,00	8,85
<b>Moyenne</b>	76,37	5,74	3,30	5,90	3,89
<b>Ecart-type</b>	7,80	4,88	1,20	3,04	1,15
<b>CV%</b>	10,22	85,11	36,56	51,56	29,56

Dans l'ensemble, les différentes espèces de racines et tubercules utilisées pour le développement du modèle "toutes espèces" ont des compositions chimiques assez proches les unes des autres. En effet, la variabilité intra-espèces est souvent supérieure à la variabilité inter-espèces. Le principal point commun entre toutes ces RT est leur forte teneur en amidon. Les résultats obtenus nous montrent cependant des coefficients de variations assez élevés pour tous les composés majeurs à l'exception de celui de l'amidon. Les sucres totaux sont le composé le plus variable avec un CV de 85,11%. Pour les protéines, la cellulose et les minéraux les coefficients sont aussi très variables, respectivement de 51,56 ; 36,56 et 29,56%.

En ce qui concerne le modèle réalisé exclusivement avec des échantillons de patates douces (n=190), les résultats sont présentés dans le Tableau 4. La variation en composés majeurs est quasi similaire à celle du modèle « toutes espèces » avec l'amidon qui reste le moins variable (CV=9,57%) et la teneur en sucres qui est toujours le facteur le plus changeant (CV=49,12%), suivi par la teneur en cellulose (CV=34,69%), puis les minéraux (CV=23,63%) et, enfin, les protéines (CV=21,65%).

**Tableau 4 :** Variabilité des échantillons du modèle « patate douce » (190 acc., en % de MS)

Variables	Amidon	Sucres	Cellulose	Protéines	Minéraux
<b>Min</b>	44,96	1,49	2,39	2,67	2,06
<b>Max</b>	83,83	28,05	12,56	10,20	8,22
<b>Moyenne</b>	68,57	10,74	4,07	5,80	3,53
<b>Ecart-type</b>	6,56	5,27	1,41	1,26	0,83
<b>CV%</b>	9,57	49,12	34,69	21,65	23,63

En spectrométrie IR, une grande diversité dans la composition chimique des échantillons est indispensable pour la mise en place de modèles fiables. La gamme de calibration doit donc présenter des échantillons ayant un large éventail dans la composition chimique afin que les modèles puissent prédire un plus grand nombre de variétés. Nos deux séries d'échantillons (692 et 190 acc.) présentent bien ces caractéristiques.

### ***III.4. Corrélations entre les composés majeurs et la matière sèche***

Pour les 240 échantillons de patates douces analysés (les 190 du jeu de calibration et les 50 du jeu de validation), l'amidon est négativement corrélé et de manière très significative avec les sucres (-0,81) mais aussi avec la cellulose (-0,30), les protéines (-0,28), et les minéraux (-0,42) (Tableau 5). Quant à la matière sèche, elle est corrélée positivement avec la teneur en amidon et négativement avec tous les autres composés.

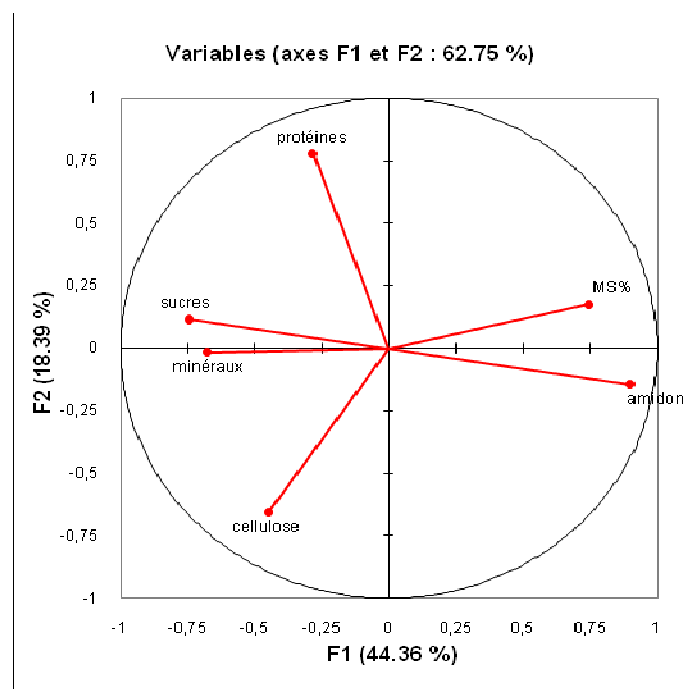
**Tableau 5 :** Corrélations entre composés majeurs et matière sèche réalisées (240 acc., %MS)

Variables	Amidon	Sucres	Cellulose	Protéines	Minéraux
Sucres	-0,812				
Cellulose	-0,304	0,130			
Protéines	-0,282	0,054	-0,086		
Minéraux	-0,421	0,276	0,238	0,194	
MS%	0,525	-0,327	-0,319	-0,112	-0,510

\*\*valeur de  $r$  à 1% de risque : 0.15, \*valeur de  $r$  à 5% de risque : 0.12

Nous voyons donc que la plupart des corrélations entre composés majeurs sont très significatives, plus particulièrement entre l'amidon et les sucres. Ces résultats sont bien représentés sur la Figure 10 où sont indiquées les contributions des variables à l'ACP (analyse

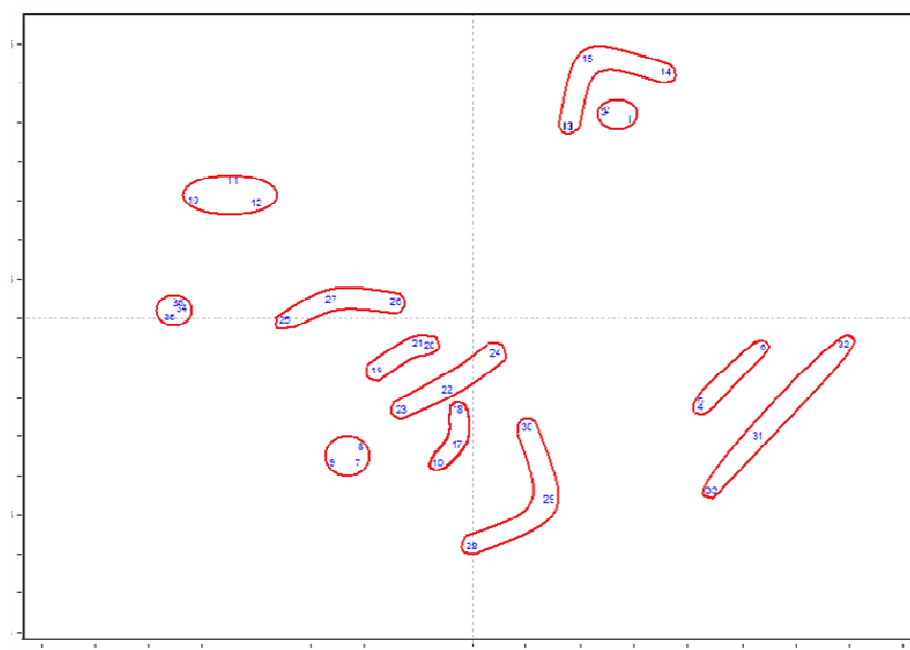
faite par XLSTAT). Les teneurs en amidon et sucres tirent dans des directions opposées les individus de l'ACP, sur chaque côté de l'axe 1. Cette structuration de la variabilité est la même sur les 692 acc (figure non présentée ici) ou sur les 190 accessions du modèle de calibration pour la patate douce.



**Figure 9 :** Corrélations entre composés majeurs et matière sèche (240 acc.)

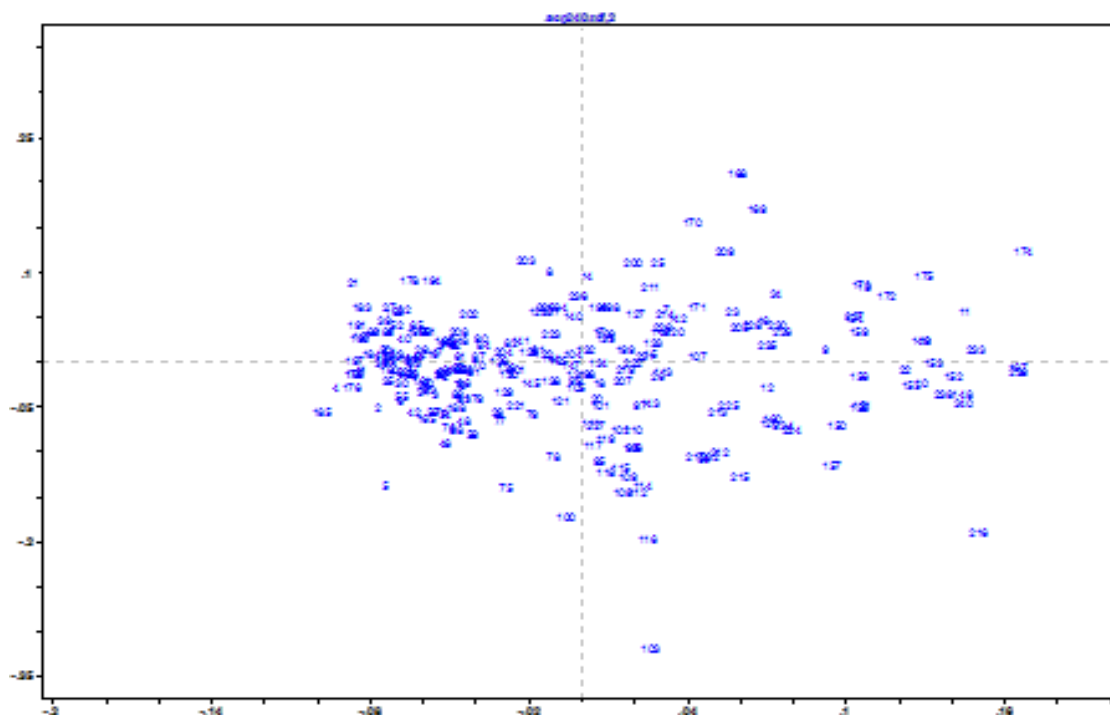
### III.5. La variabilité des spectres

Les résultats de l'essai visant à comparer la conformité des spectres de trois clones d'un même génotype ont été analysés en composantes principales à l'aide du logiciel GRAMS.



**Figure 10 :** ACP des données spectrales sur la région 350-2500 nm pour 12 acc. x 3 clones

L'ACP conduite sur 9 variables synthétiques semble donc présenter un potentiel suffisamment discriminant pour rassembler les 3 clones de chaque variété. Ils apparaissent plus proches les uns des autres qu'ils ne le sont des autres variétés. En faisant une ACP à partir des données spectrales des 240 variétés de patate douce, nous pourrions donc tenter de retrouver les mêmes grands groupes que ceux positionnés de chaque côté de l'axe 1 pour les données chimiques. Il s'agirait de déduire qu'une patate douce située à proximité des variétés de référence (Tableau 2) pourrait aussi être considérée comme étant de qualité. Le programme que nous utilisons (GRAMS) permet d'extraire des variables synthétiques (10 facteurs dans ce cas précis) représentant presque 99,9% de la variabilité totale et de produire une ACP à partir de ces variables spectrales. La distribution des variétés sur les axes 1 et 2 de l'ACP des spectres ne donne cependant pas la même image que l'ACP sur les cinq composés majeurs de ces mêmes variétés (Figure 8). Les fortes et faibles teneurs en amidon par exemple, ne sont pas distribuées de la même manière de chaque côté de l'axe 1 de l'ACP spectrale. Les spectres sont représentés par 2150 points (tous les nm de 350 à 2500 nm) et enferment une information beaucoup plus riche que les seuls cinq composés majeurs. Bien que des concordances aient été rapportées dans la littérature, dans notre cas, on ne peut observer une bonne correspondance entre l'ACP des données chimique et l'ACP des données spectrales.



**Figure 11** : ACP obtenue à partir des données spectrales (1000-2400 nm) des 240 variétés de patates douces analysées chimiquement.

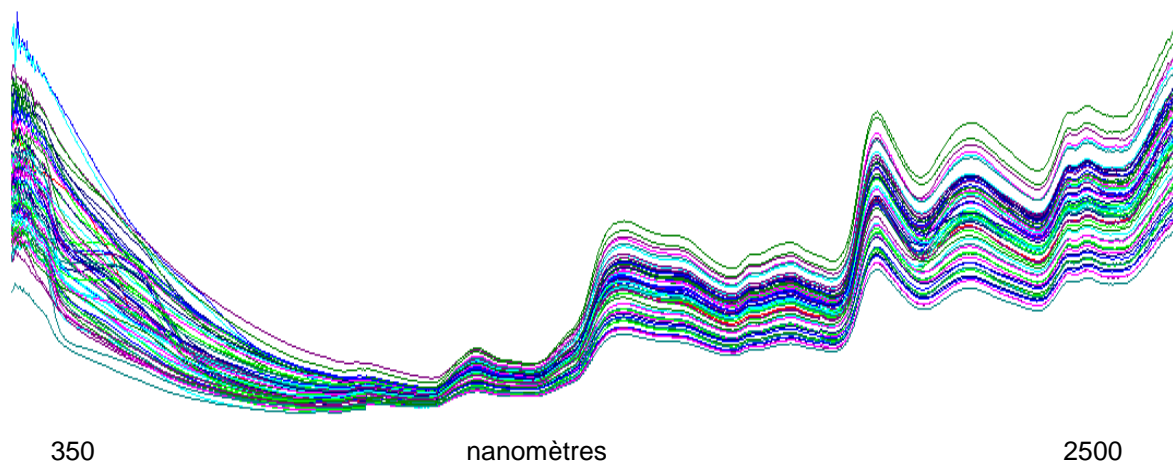
Des essais de classification ascendante hiérarchique (logiciel DARWIN) ont été réalisés sur les deux matrices (chimique et spectrale). Les données chimiques classent les variétés riches en sucres et en amidon entre elles, mais les données spectrales donnent une CAH très différente sans qu'il soit possible d'identifier des groupes sur des bases chimiques.

### **III.6. Les calibrations**

La régression PLS a été appliquée pour développer les modèles prédictifs pour les cinq composés majeurs. Cette méthode est actuellement la plus connue et la plus utilisée dans le domaine de la spectroscopie infrarouge (Bertrand et Dufour, 2006).



Pour cette étude, nous avons tenté d'améliorer les calibrations de l'an dernier en ajoutant de nouveaux échantillons de taro et de patate douce à l'ancien modèle "toutes espèces" ce qui porte son effectif à 692 accessions (plutôt que 378 accessions pour la calibration en 2009). En ce qui concerne le modèle patate douce, 23 échantillons ont été ajoutés par rapport à 2009, ce qui porte l'effectif à 190 accessions.



**Figure 12** : Collection spectrale de 692 échantillons (entre 350 et 2500 nm)

La solidité des modèles développés se mesure grâce aux statistiques descriptives suivantes :

- le coefficient de détermination de calibration ( $r^2_{cv}$ ),
- l'erreur de validation croisée (SECV),
- l'erreur de calibration (SEC),
- le coefficient de détermination de prédiction ( $r^2_{pred}$ ), et
- l'erreur standard de prédiction (SEP).

Les valeurs des  $r^2$  donnent une indication de la variation en pourcentage de la variable Y qui est expliquée par la variable X. Par conséquent, les valeurs  $r^2$  supérieures à 0,50 indiquent que plus de 50% de la variation de Y est attribuable à la variation de X.

Il est généralement admis que les modèles dont le  $r^2$  est compris entre 0,66 et 0,81 peuvent être utilisés pour des prédictions approximatives de quantités. Les modèles dont la valeur du  $r^2$  est compris entre 0,83 et 0,90 peuvent être utilisés pour de nombreuses applications, tandis que les modèles avec des valeurs de  $r^2$  de 0,92 à 0,96 conviennent pour la plupart des applications, y compris le contrôle de qualité et ceux au-dessus de 0,98 pour toutes les applications (Lebot et al, 2009).

L'exactitude des prévisions du modèle peut aussi être évaluée avec le RPD (Ratio de Performance de la Déviation). Les valeurs inférieures à 1,5 sont considérées comme inutilisables, celles entre 1,5 et 2,0 peuvent être utilisées pour les prédictions brutes, celles entre 2,0 et 2,5 peuvent permettre des prédictions quantitatives, tandis que les valeurs supérieures à 2,5 et 3,0 sont respectivement considérées comme d'excellents modèles prédictifs (Bertrand et Dufour, 2006).

### **III.6.1. Calibrations pour le modèle « toutes espèces »**

Les coefficients de détermination sont assez satisfaisants pour l'amidon, les sucres, les protéines et les minéraux avec respectivement des  $r^2_{cv}$  de 0,91 ; 0,92 ; 0,96 et 0,83 tandis que pour la cellulose, le  $r^2_{cv}$  est de 0,48. Cette valeur de  $r^2$  est trop faible pour faire de bonnes prédictions de la cellulose (Tableau 6).

**Tableau 6:** Comparaisons des résultats de 2009 et 2010 pour le modèle « toutes espèces »

Modèles “toutes espèces”	Région (nm)	Calibration							Validation					
		n	Moy % MS	Ecart type	$\pm$ erreur	HT H>3	Facteurs PLS	$r^2_{cv}$	SECV	SEC	n	$r^2_{pred}$	SEP	RPD
Amidon 09	1000-2200	378	76.51	6.57	2.30	9	14	<b>0.91</b>	2.41	2.70	94	<b>0.87</b>	2.74	<b>2.40</b>
Amidon 10	1000-2400	692	76,38	8	2,3	14	19	<b>0.91</b>	2.27	1.77	50	<b>0.79</b>	3.42	<b>2.34</b>
Sucres 09	1200-2400	378	5.74	3.78	0.17	8	10	<b>0.88</b>	1.64	1.64	94	<b>0.86</b>	1.66	<b>2.28</b>
Sucres 10	1200-2400	692	5,74	5	0,2	36	17	<b>0.92</b>	1.2	0.98	50	<b>0.75</b>	2.49	<b>2.01</b>
Cellulose 09	1000-2400	378	3.34	0.94	0.10	9	8	<b>0.29</b>	0.98	1.13	94	<b>0.31</b>	1.03	<b>0.91</b>
Cellulose 10	1000-2400	692	3,3	1	0,1	60	10	<b>0.48</b>	0.59	-	50	-	-	-
Protéines 09	1200-2400	378	6.53	2.56	0.13	11	11	<b>0.95</b>	0.73	0.88	94	<b>0.93</b>	0.77	<b>3.32</b>
Protéines 10	1200-2400	692	5,9	3	0,1	35	15	<b>0.96</b>	0.56	0.48	50	<b>0.84</b>	0.66	<b>4.52</b>
Minéraux 09	1000-2400	378	3.89	0.88	0.08	7	11	<b>0.70</b>	0.57	0.70	94	<b>0.71</b>	0.70	<b>1.26</b>
Minéraux 10	1000-2400	692	3,89	1	0,1	36	13	<b>0.83</b>	0.43	0.39	50	<b>0.63</b>	0.76	<b>1.32</b>

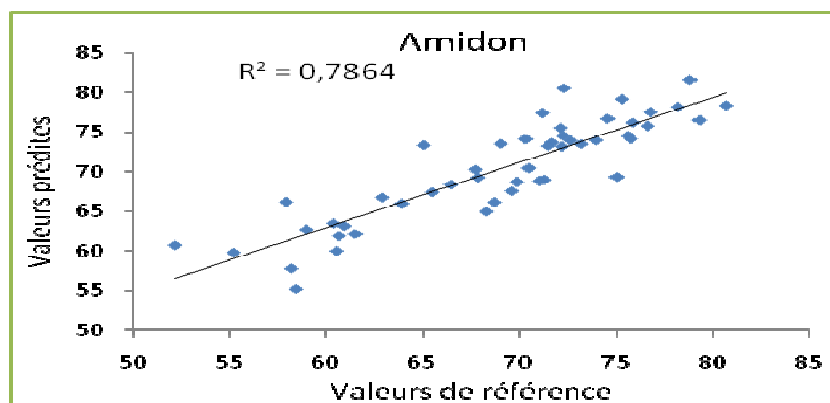
Comparativement aux résultats de l’an dernier, nous avons réussi à augmenter les valeurs des  $r^2_{cv}$  pour tous les composés majeurs à l’exception de celui de l’amidon qui est resté à 0,91. Pour les autres composés majeurs, nous avons des coefficients de détermination de 0,88 pour les sucres, 0,95 pour les protéines, 0,70 pour les minéraux, et enfin 0,29 pour la cellulose.

Ces améliorations sont essentiellement dues à l’augmentation des effectifs constitutifs des modèles (de 378 à 692 acc.). Quant à la valeur du  $r^2_{cv}$  pour l’amidon, nous pensons que cela pourrait être dû à certaines mesures liées à la méthode de référence (analyse chimique). En effet, l’amidon est un composé assez difficile à analyser et l’erreur-type de la méthode de référence (SEL) est de plus ou moins 3%. Ce qui nous donne en moyenne des différences de plus ou moins 2,3% sur la teneur réelle en amidon. Quant à la teneur en sucres, l’erreur est de 0,2% (SEL=3%) et environ 0,1% pour tous les autres composés majeurs.

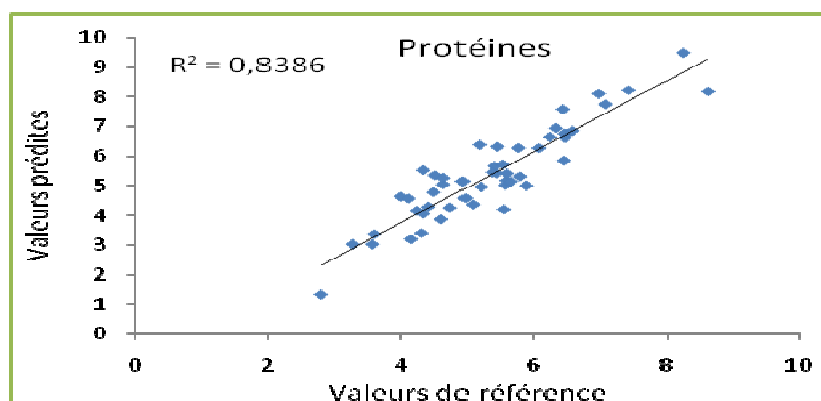
Toujours en ce qui concerne l’amidon nous avons un SECV et un SEP qui sont assez proches (respectivement 2,275 et 1,773). Toutefois, le coefficient de détermination de la prédiction est de 0,79 et il permet donc de faire des prédictions relativement bonnes de la teneur en amidon. Ceci est aussi valable pour la prédiction de la teneur en sucres grâce à un  $r^2_{pred}$  de 0,75.

Le meilleur modèle est celui des protéines avec un coefficient de détermination de la prédiction de 0,84 ainsi que des SECV et SEP très proches (respectivement de 0,559 et 0,485). Les minéraux ne peuvent pas être prédits du fait d’un  $r^2_{pred}$  trop faible (0,63). Dans l’ensemble, nous obtenons des coefficients de détermination de la prédiction qui semblent moins performants que ceux de l’an dernier (Lebot *et al.*, 2009), malgré des améliorations au niveau des  $r^2_{cv}$ .

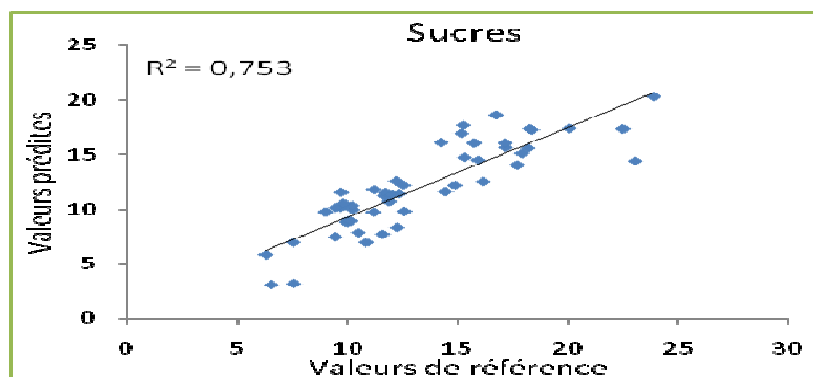
Les Figures 13 à 16 présentent les régressions obtenues sur les échantillons de validation (50 acc) pour l’amidon (Fig. 13), les protéines (Fig. 14), les sucres (Fig. 15), et les minéraux (Fig. 16). Les données pour ces 50 acc. sont présentées en Annexe 7.



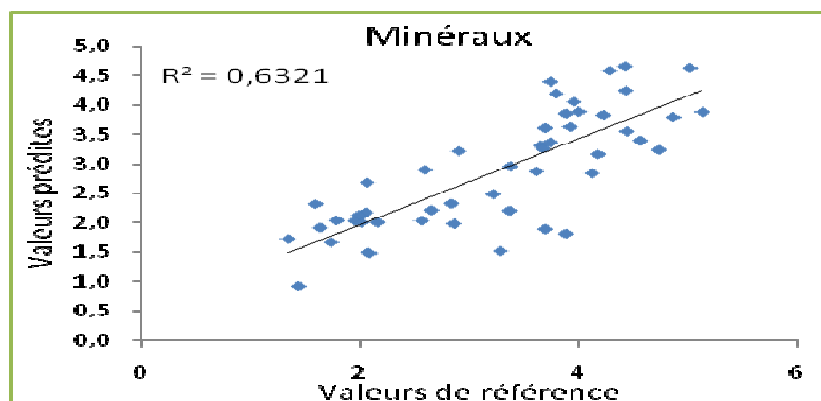
**Figure 13 :** Corrélation entre valeurs de référence et valeurs prédites pour l'amidon



**Figure 14 :** Corrélation entre valeurs de référence et valeurs prédites pour les protéines



**Figure 15 :** Corrélation entre valeurs de référence et valeurs prédites pour les sucres



**Figure 16 :** Corrélation entre valeurs de référence et prédites pour les minéraux

Toutefois, les ratios de performance de la déviation (RPD) que nous avons obtenus pour l'amidon et les sucres totaux sont de 2,34 et 2,01 tandis que les résultats de la précédente étude étaient respectivement de 2,4 et 2,28 pour ces deux composés. En ce qui concerne les protéines, la capacité de prédiction du modèle a été améliorée avec un RPD qui passe de 3,32 à 4,52. Quant aux minéraux, les résultats obtenus pour ce modèle sont considérés comme inutilisables du fait d'un RPD de 1,32 (inférieur à 1,5). Nous pouvons donc dire que ce modèle permet de faire des prédictions assez précises pour les protéines mais en ce qui concerne l'amidon et les sucres, les prédictions quantitatives restent à améliorer. L'augmentation de l'effectif des échantillons de calibration a donc permis une amélioration du modèle « toutes espèces » et d'avoir des résultats plus fiables. Par ailleurs, en raison du budget dont nous disposons, la gamme de validation de ce modèle n'est constituée que de 50 échantillons. En règle générale, il est conseillé d'utiliser au moins 20% de l'effectif du jeu de calibration pour la gamme de validation (qui serait donc de 140 échantillons dans notre cas).

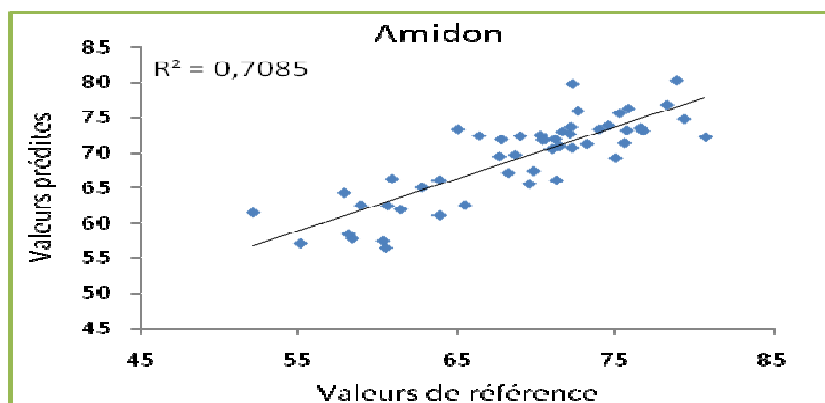
### III.6.2. Calibrations pour le modèle « patate douce »

Les résultats des calibrations et validations sont résumés dans le Tableau 7. Les résultats de notre étude ont permis d'améliorer les  $r^2_{\text{pred}}$  pour les protéines et les minéraux qui sont respectivement passés à 0,87 et 0,56. Toutefois, pour l'amidon nous avons eu une forte baisse de ce coefficient jusqu'à 0,71 ainsi que pour les sucres dont le  $r^2_{\text{pred}}$  est passé à 0,82.

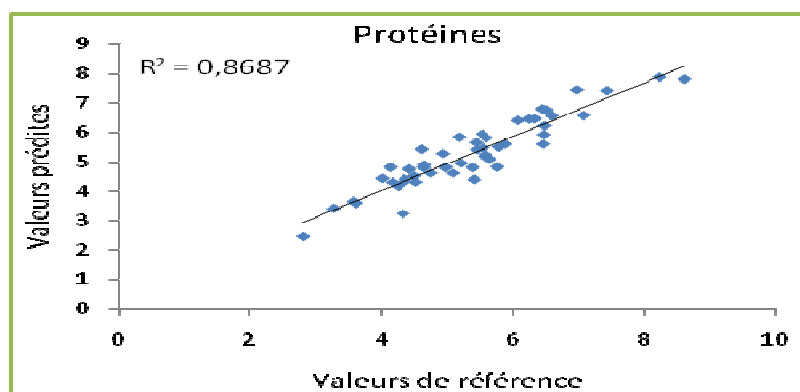
**Tableau 7 :** Comparaisons des résultats de 2009 et 2010 pour le modèle « patate douce »

Modèles “patate douce“	Région (nm)	Calibration									Validation			
		n	Moy %MS	Ecart type	± erreur	HT H>3	Facteurs PLS	$r^2_{cv}$	SECV	SEC	n	$r^2_{pred}$	SEP	RPD
Amidon 09	1000-2400	133	68.97	4.53	2.07	0	9	<b>0.80</b>	2.60	3.18	34	<b>0.83</b>	2.55	<b>1.78</b>
Amidon 10	1000-2400	190	68,57	6,60	2,05	12	12	<b>0.82</b>	2,37	1,48	50	<b>0.71</b>	3.13	<b>2,11</b>
Sucres 09	1000-2400	133	10.32	3.83	0.31	0	8	<b>0.86</b>	1.77	2.15	34	<b>0.91</b>	1.53	<b>2,16</b>
Sucres 10	1000-2400	190	10,74	5,30	0,32	8	11	<b>0.91</b>	1,5 5	1,20	50	<b>0.82</b>	2.31	<b>2,29</b>
Cellulose 09	1200-2400	133	4.63	0.99	0.14	0	3	<b>0.14</b>	1.35	1.87	34	<b>0.25</b>	0.18	<b>0,73</b>
Cellulose 10	1200-2400	190	4,1	1,40	0,12	6	3	<b>0.21</b>	1,26	-	50	-	-	-
Protéines 09	1200-2400	133	5.78	0.92	0.12	4	9	<b>0.88</b>	0.41	0.61	34	<b>0.81</b>	0.65	<b>2.42</b>
Protéines 10	1200-2400	190	5,8	1,30	0,12	12	9	<b>0.89</b>	0,39	0.34	50	<b>0.87</b>	0.44	<b>2,93</b>
Minéraux 09	1200-2400	133	3.33	0.54	0.07	3	5	<b>0.40</b>	0.55	0.70	34	<b>0.43</b>	0.51	<b>1,06</b>
Minéraux 10	1200-2400	190	3,5	0,80	0,07	13	10	<b>0.74</b>	0,32	0.27	50	<b>0.56</b>	0.73	<b>1,1</b>

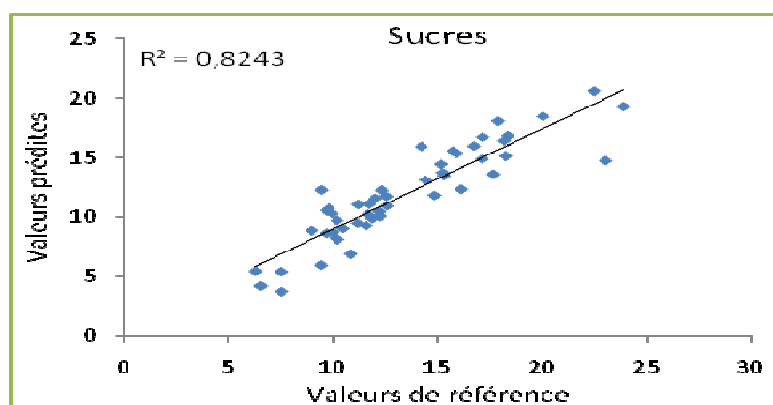
Tous les ratios de performance de la déviation (RPD) ont été bien améliorés par rapport à la précédente étude. En effet, nous avons des RPD de 2,11 pour l'amidon, 2,29 pour les sucres, 2,93 pour les protéines et 1,11 pour la cellulose. Cela rend donc notre modèle plus performant. Toutefois, les données concernant les minéraux restent toujours inutilisables du fait d'un RPD inférieur à 1,5. Par rapport au modèle « toutes espèces », celui-ci possède des  $r^2_{\text{pred}}$  plus élevé pour les sucres et les protéines tandis que pour l'amidon, le modèle « toutes espèces » reste plus performant. Quant aux minéraux, les valeurs de  $r^2$  restent plus élevées dans le modèle « toutes espèces » même si les données restent inutilisables. Les Figures 16 à 19 présentent les régressions obtenues sur les échantillons de validation (50 acc.) pour l'amidon (Fig. 17), les protéines (Fig. 18), les sucres (Fig. 19), et les minéraux (Fig. 20).



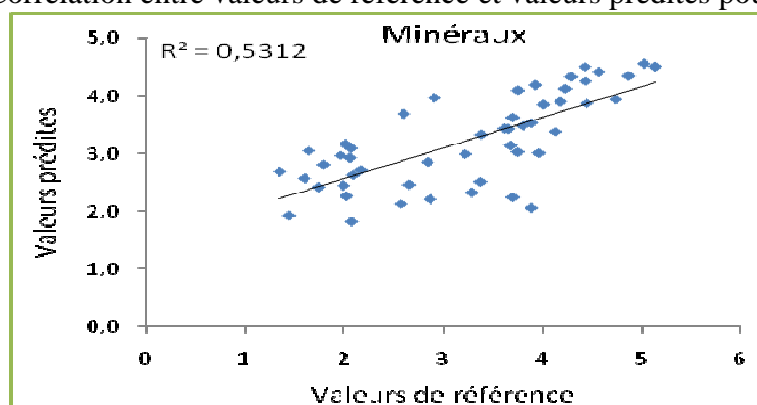
**Figure 17 :** Corrélation entre valeurs de référence et valeurs prédites pour l'amidon



**Figure 18 :** Corrélation entre valeurs de référence et valeurs prédites pour les protéines



**Figure 19 :** Corrélation entre valeurs de référence et valeurs prédites pour les sucres



**Figure 20 :** Corrélation entre valeurs de référence et valeurs prédites pour les minéraux

Nous avons également développé un autre modèle « patate douce » grâce aux 240 échantillons (190 échantillons de la calibration plus les 50 de la validation) afin de voir l'évolution des coefficients de détermination de la calibration pour un effectif plus élevé. On constate (Tableau 8) une augmentation du  $r^2_{cv}$  des protéines qui passe à 0,91 mais aussi pour la cellulose, dont le coefficient augmente ( $r^2_{cv}=0,46$ ). Cependant, le  $r^2_{cv}$  de l'amidon reste inchangé malgré une augmentation des SECV (2,49) et SEC (2,27). En ce qui concerne les sucres et les minéraux, il y a une baisse des coefficients de détermination (respectivement 0,86 et 0,72). Toutefois, on constate une amélioration des RPD pour tous les composés par rapport au modèle à 190 échantillons. Ces résultats montrent que les modèles de l'amidon, sucres et protéines (respectivement 2,65, 2,75 et 3,47) peuvent être utilisés pour le contrôle de la qualité des patates douces car leurs RPD sont supérieurs à 2,5. Cependant, ces RPD ont été calculés à partir de SECV (SD/SECV) et la fiabilité du modèle n'a pu être validée (Tableau 8).

**Tableau 8 :** Paramètres de la calibration de nouveau modèle « patate douce » (n= 240)

	Région (nm)	n	Moy % MS	SD	SEL ±	HT H>3	Facteurs PLS	$r^2_{cv}$	SECV	SEC	RPD
Amidon	1000-2400	240	68.62	6.61	2.06	13	8	<b>0.82</b>	2.49	2.271	2.65
Sucres	1000-2400	240	10.31	4.86	0.31	21	10	<b>0.86</b>	1.77	1.769	2.75
Cellulose	1200-2400	240	4.71	1.99	0.14	19	6	<b>0.46</b>	1.26	1.17	1.58
Protéines	1200-2400	240	5.71	1.25	0.11	14	10	<b>0.91</b>	0.36	0.30	3.47
Minéraux	1200-2400	240	3.46	0.89	0.07	21	9	<b>0.72</b>	0.38	0.10	2.34

### III.7. Discussion

Plusieurs travaux partiels visant à décrire les caractéristiques morpho-agronomiques avaient déjà été réalisés dans les années 1980 sur les variétés et en 2008 et 2009 sur les hybrides. Cependant, notre étude sur les corrélations entre ces différentes caractéristiques et les données physico-chimiques représente une première approche synthétique pour la patate douce au Vanouatou. Les corrélations entre caractéristiques aériennes et souterraines ne sont pas suffisamment significatives pour permettre une sélection visuelle au champ des accessions présentant un intérêt particulier lors des cycles de sélection. Par exemple, les variétés dont la chair est blanche ne sont pas forcément riches en amidon, les variétés dont la chair est orangée ne sont pas forcément pauvres en matière sèche, et ainsi de suite. Ce type d'outils visuels ne peut donc être appliqué car les coefficients de corrélations sont trop faibles. Lors des futurs travaux de recherche visant à caractériser les critères morpho-agronomiques de la patate douce, il serait donc judicieux de prendre en compte des descripteurs autres que ceux qui ont été choisis lors de cette présente étude. L'usage d'un chromamètre par exemple, serait certainement plus précis que la caractérisation des couleurs appréciée de visu avec les descripteurs internationaux de type IPGRI. Mais pour le moment, l'absence d'outils visuels facilement utilisables en sélection rend incontournables les onéreuses analyses chimiques pour pouvoir apprécier la qualité des accessions.

Les corrélations entre composés majeurs et matière sèche obtenues pour notre étude confirment celles d'une précédente étude réalisée au Vanouatou sur diverses espèces de plantes à racines et tubercules (Champagne *et al.*, 2009). L'amidon est positivement corrélé à la teneur en MS mais négativement corrélé aux sucres, à la cellulose, aux protéines et minéraux. Les sucres, la cellulose, les protéines et les minéraux sont positivement corrélés entre eux. Enfin, les sucres, la cellulose, les protéines et les minéraux sont négativement corrélés avec la matière sèche. Ces corrélations sont utiles pour les sélectionneurs qui doivent cribler un grand nombre d'accessions et qui ne peuvent mesurer toutes ces variables en même temps.

En ce qui concerne la qualité de la patate douce dite « de table » au Vanouatou, c'est-à-dire pour une consommation humaine quotidienne, le volume de données accumulé depuis trois ans (692 acc. analysées), permet désormais de se faire une idée relativement précise de la question. Elle ne doit pas être trop riche en matière sèche (entre 30 et 35%) et en amidon (entre 68 et 70%) car cela la rendrait trop sèche et farineuse en bouche. Elle doit présenter des teneurs en sucres totaux modérées (environ 10%) pour pouvoir être consommée comme un produit amylacé de base destiné à être agrémenté plutôt que comme un dessert. Les teneurs en cellulose, protéines et minéraux ne semblent pas avoir une incidence directe sur le goût et cela s'observe pour les autres plantes à racines et tubercules.

Une grande diversité dans l'échantillonnage a permis une amélioration des résultats de l'an dernier pour la SPIR. Même si les modèles ne sont pas encore parfaitement au point pour le contrôle de la qualité et la quantification de tous les composés majeurs chez la patate douce, notre étude montre néanmoins que la SPIR a un potentiel satisfaisant pour la quantification de l'amidon et des sucres. Toutefois, ces résultats ne sont pas encore assez fiables pour mettre en place un contrôle de la qualité en routine pour ces composés qui serait uniquement basé sur la SPIR. Il semble nécessaire de faire une série d'analyses complémentaires pour optimiser les modèles. Les résultats obtenus entre 2009 et 2010 révèlent aussi une certaine fragilité des modèles et la sensibilité des statistiques descriptives qui sont utilisées pour les tester. Les résultats présentés dans les Tableaux 6 et 7 montrent par exemple, pour les deux séries de modèles, qu'une augmentation du nombre d'échantillons analysés ne se traduit pas automatiquement par une amélioration des  $r^2_{\text{pred}}$ .

Nous pouvons cependant déterminer dès à présent et de manière assez fiable, la teneur en protéines d'un échantillon à partir de ses données spectrales. Le niveau de précision de la SPIR observé pour la prédiction des protéines devrait permettre aux améliorateurs de cribler

en routine les variétés pour leurs teneur en protéines. Les variétés ayant une haute teneur en protéines sont recherchées pour l'alimentation animale, surtout pour l'ensilage.

Ces résultats permettent donc d'avoir une relativement bonne idée de la qualité d'un échantillon inconnu même s'ils ne peuvent remplacer les analyses chimiques de référence. Dans notre étude nous avons analysé des groupes de molécules. En effet, lorsque l'on parle de sucres, par exemple, cela englobe de nombreux composés (glucose, fructose, saccharose...) et il en est de même pour l'amidon, les protéines (qui sont en réalité l'azote total) et les minéraux. Ces cinq « composés majeurs » sont donc en fait des groupes de molécules voisines mais différentes. Ce mélange de molécules diverses complique d'autant plus le développement des modèles et les risque d'erreurs dans les prédictions. On observe en effet que le potentiel de prédiction de la SPIR est souvent mieux exprimé lorsque l'on cherche à prédire des teneurs en molécules très précises plutôt que des groupes de composés (Amar *et al.*, 2009 ; Bonierbale *et al.*, 2009 ; Lasme *et al.*, 2008).

Les principales utilisations de la patate douce dans l'industrie agro-alimentaire impliquent des variétés à fortes teneurs en amidon (production de nouilles, transformation en alcool, extraction de fécule...). La composition en sucres est aussi très intéressante pour la confection de desserts, aux Etats-Unis par exemple. En somme, nous pouvons dire que contrôler la qualité des patates douces commence d'abord par une détermination précise des teneurs en sucres et en amidon.

Au vu de nos résultats, il semble que le modèle « patate douce » soit plus fiable que le modèle « toutes espèces » avec de meilleures capacités de prédiction pour les sucres et les protéines. Cependant, les calibrations obtenus pour le modèle patate douce à 240 échantillons sont très encourageantes avec des ratios de performance de la déviation assez élevés (Tableau 8). Le modèle « toutes espèces » permet de faire de bonnes prédictions pour les protéines et des prédictions plus approximatives pour l'amidon et les sucres. Un tel modèle a un large éventail de prévision qui permet l'évaluation rapide de génotypes inconnus, et il pourrait donc être utilisé pour des identifications préliminaires.

Plusieurs données ont déjà été publiées dans la littérature, sur la prédiction de composés majeurs pour plusieurs aliments (Tableau 9). Compte tenu du fait que le travail de prédiction des composés majeurs de la patate douce n'en est qu'à ses débuts, nous pouvons dire que notre étude affiche des prédictions très encourageantes. L'appréciation de la qualité de la patate douce, évaluée à partir de la quantification des composés majeurs, pourrait être approchée à partir de deux groupes de composés corrélés négativement : l'amidon d'un côté, et les sucres, les protéines et les minéraux de l'autre. Si les  $r^2_{\text{pred}}$  pour l'amidon restent relativement faibles (0,71 pour le modèle « patate douce » et 0,79 pour le modèle « toutes espèces »), les  $r^2_{\text{pred}}$  pour la somme (sucres+protéines+minéraux) sont supérieurs (0,85 et 0,83, Annexe 7). Par ailleurs, la somme des cinq composés majeurs, est en moyenne de 92,8% de la MS et elle varie très peu (CV% de seulement 3,45% sur 240 échantillons) (Annexe 3). Les prédictions SPIR qui donneraient des sommes supérieures ou inférieures pourraient donc être considérées comme douteuses.

Enfin, dans le cadre de notre étude, nous avons tenté d'utiliser les données spectrales pour faire des ACP et des CAH destinées à cerner de grands groupes de variétés ou à identifier les variétés dont les spectres seraient voisins de ceux des variétés de qualité que nous connaissons (Tableau 2). Si une première ACP conduite sur 12 variétés et trois clones de chaque, montre que la projection sur les axes 1 et 2 rassemble les clones entre eux pour chaque variété, les tentatives faites sur notre échantillonnage, que ce soit en ACP (GRAMS) ou en CAH (DARWIN) ne donnent pas de classifications satisfaisantes. Cette absence de concordance provient très certainement de la richesse d'informations contenues dans les spectres qu'il conviendrait d'organiser au préalable (réduction de la plage spectrale par ex, augmentation du pas de lecture de 1 à 2 ou 4 nm... etc).



**Tableau 9 :** Quelques résultats comparatifs obtenus par SPIR pour l'amidon, les protéines, la cellulose et les minéraux

Auteurs	Aliments analysés	Composés majeurs	<i>n</i>	$r^2_{cv}$	$r^2_{pred}$
Jiang et <i>al.</i> , 2006	Maïs	Amidon	309	0.86	0.89
		Protéines	309	0.92	0.95
Montes et <i>al.</i> , 2006	Maïs	Amidon	220	0.79	0.79
		Protéines	445	0.89	0.88
Munk et Moller, 2005	Orge	Amidon	18	0.95	
		Protéines	48	0.98	
Baye et Becker	<i>Vernonia galamensis</i>	Protéines	111	0.93	
Berardo et <i>al.</i> , 2009	Graine de maïs	Amidon	127	0.87	
		Protéines	335	0.91	
	Farine de maïs	Amidon	164	0.66	
		Protéines	259	0.89	
Haase, 2006	Pomme de terre	Amidon	268	0.98	0.90
		Protéines	176	0.83	0.62
Bertrand et Dufour, 2006	Aliments pour bovins	Protéines			0.84-0.99
		Cellulose			0.86-0.97
		Minéraux			0.49-0.95
Bertrand et Dufour, 2006	Aliments pour porcins	Protéines			0.75-0.95
		Cellulose			0.82-0.96
		Minéraux			0.46-0.92
Zum Felde et <i>al.</i> , 2009	Patate douce	Amidon	268	0.96	
		Protéines	216	0.95	

Le dosage précis de l'amidon n'est pas une tâche facile et la plupart des laboratoires rencontrent des difficultés, surtout avec des échantillons dont les teneurs de la MS sont aussi élevées. Il est donc possible que nos  $r^2_{pred}$  puissent être améliorés en analysant plusieurs fois, chimiquement, les mêmes échantillons pour avoir des valeurs plus précises et en prenant une centaine (plutôt que 75 comme dans notre étude) de spectres par échantillon pour en faire le spectre moyen, lui aussi plus précis.



## Conclusions

La description des caractéristiques morpho-agronomiques sont nécessaires aux programmes d'amélioration génétique et se font en routine sur les variétés des collections et sur les hybrides issus de croisements. Si elles sont très efficaces pour certains caractères, la qualité reste très difficile à apprécier directement à partir de ces descripteurs. Il était utile de voir si certains de ces caractères pouvaient être corrélés avec certaines caractéristiques chimiques mais les résultats indiquent que ces corrélations, lorsqu'elles existent, sont trop faibles pour être utilisables. Au Vanouatou, comme dans bon nombre de pays de la zone tropicale humide, les consommateurs apprécient les variétés de patate douce dont la chair est colorée. L'industrie par contre, recherche des variétés à la chair blanche. La sélection pour la couleur est facile à réaliser au champ sur des centaines d'accessions mais les coefficients de corrélations ne peuvent nous indiquer si des composés majeurs pourraient être sélectionnés indirectement à partir de ces couleurs.

Les analyses physico-chimiques sont nécessaires aux programmes d'amélioration qui visent à améliorer génétiquement la qualité et qui doivent, pour ce faire, cribler des milliers d'accessions. Elles sont aussi nécessaires aux filières industrielles et in fine pour les consommateurs qui attendent un produit standardisé. Bien que les méthodes analytiques de référence soit fiables, elles sont souvent très coûteuses, longues à mettre en œuvre et quelques fois dangereuses de part la nécessaire utilisation de produits toxiques. Surtout dans les pays en voie de développement. Actuellement, la SPIR représente une technique d'analyse très utilisée pour le contrôle de la qualité car rapide, non polluante et peu onéreuse. Elle permet de réaliser un gain de temps considérable, pour la détermination des composés majeurs, notamment pour les céréales où les filières l'utilisent déjà en routine. Son application potentielle aux plantes à racines et tubercules comme la patate douce méritait donc d'être étudiée. C'est ce que nous avons fait.

La SPIR permet de faire dès à présent une bonne prédiction des teneurs en protéines des patates douces et pourrait donc être utilisée en routine. En ce qui concerne les deux composés les plus importants, l'amidon et les sucres totaux, les résultats sont de moindre ampleur. Cependant, les nouvelles calibrations obtenues à partir de 240 échantillons mériteraient d'être testées sur un jeu supplémentaire d'échantillons analysés par les méthodes de référence car il semble que les modèles se soient améliorés si on en juge par les valeurs des RPD. Les minéraux ne peuvent être prédits que de façon très approximative et la cellulose ne peut être prédite. D'autres constituants tels que l'amylose, les caroténoïdes, ou des sucres individuels devrait être étudiés.

Le fait de cerner la qualité de la patate douce « de table » à partir de sa composition chimique incite à orienter les futures recherches vers une amélioration des calibrations pour l'amidon et les sucres. Ces deux composés majeurs représentent en moyenne plus de 80% de la MS et influencent considérablement les caractéristiques organoleptiques. Il s'agit des principaux caractères d'intérêt, pour les consommateurs et pour les industries agro-alimentaires. Mais la mise en place de calibrations pour le contrôle en routine de la patate douce constitue un lourd investissement compte tenu du coût des analyses chimiques, de la diversité des génotypes à étudier et du grand nombre d'échantillons qui doivent être pris en compte. En effet, les excellents modèles obtenus pour la prédiction des protéines du blé par exemple ont été construits sur la base de milliers d'échantillons (Bertrand et Dufour, 2006). Toutefois, les gains de temps et d'argent qui ont été réalisés grâce à la SPIR sont actuellement considérables. Il serait donc intéressant de faire un investissement similaire pour les RT.

La spectroscopie apparaît donc comme un outil de choix pour la détermination des teneurs en composés majeurs de la patate douce. La sélection des variétés conformes à l'idéotype que l'on s'est fixé pourra se faire d'autant plus facilement que de grands nombres d'accessions pourront être criblés.



## Références Bibliographiques

- Alasalvar, C., Grigor, J.M., Zhang, D., Quantick, P.C., Shahidi F.**, 2001. Comparison of volatiles, phenolics, sugars, antioxidant vitamins, and sensory quality of different coloured carrot varieties. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 49, 1410-1416.
- Amar, S., Becker, H.C., Möllers, C.**, 2009. Genetic variation in phytosterol content in winter rapeseed (*Brassica napus* L.) and development of NIRS calibration equations. *Plant Breeding* 128 : 78-83.
- Barnes, R. J., Dhanoa, M.S.** 1989. Standard Normal Variate Transformation and Detrending of Near-Infrared Diffuse Reflectance Spectra. *Society for Applied Spectroscopy*, 43(5): 772-777.
- Baye, T., Becker, H.**, 2004. Analyzing Seed Weight, Fatty Composition, Oil and Protein Contents in *Vernonia galamensis* germplasm by Near-Infrared Reflectance Spectroscopy. *Journal of the American Oil Chemistry Society* 81 (7) : 641-645.
- Berardo, N., Mazzinelli, G., Valoti, P., Laganà, P., Redaelli, R.**, 2009. Characterization of Maize Germplasm for the Chemical Composition of the Grain. *Journal of Agricultural and Food Chemistry* 57 : 2378-2384.
- Bertrand, D.**, 2002. La spectroscopie proche infrarouge et ses applications dans les industries de l'alimentation animale. 2002, INRA Prod. Anim., 15, 209-219.
- Bertrand, D., Dufour, E. (Eds.)**, 2006. La spectroscopie infrarouge et ses applications analytiques. Editions Lavoisier, Paris. 660p.
- Bonierbale, M. Grüneberg, W., Amoros, W., Burgos, G. Salas, E., Porras, E., Zum Felde, T.**, 2009. Total and individual carotenoid profiles of *Solanum phureja* cultivated potatoes : II. Development and application of near-infrared reflectance spectroscopy (NIRS) calibrations for germplasm characterization. *Journal of Food Composition and Analysis* 22 : 509-516.
- Bradbury, J.H., Holloway, W.D.**, 1988. Chemistry of Tropical Root crops: Significance for nutrition and agriculture in the pacific. ACIAR Monograph No. 6, Canberra.
- Champagne, A.**, 2010. Diversité chimique et biofortification des plantes à racines et tubercules tropicales : Caractérisation des parents et élaboration de protocoles permettant l'optimisation de la sélection. Thèse de Doctorat. Université de St Etienne. 210p.
- Champagne, A., Legendre, L., Lebot, V.**, 2009. Chemomtype profiling to guide breeders and explore traditional selection of tropical root crops in Vanuatu, South pacific. *Journal of Agricultural and Food Chemistry* 57, 10363-10370.
- Collins, J.L., Liao, J.Y., Penfield, M.P.**, 1995. Chemical, physical and sensory attributes of formed and frozen, baked sweetpotato. *Journal of Food Science* 60, 465-467.
- Crosnier, J.C., Montigny, C.**, 1981. Agronomie et qualité de la pomme de terre. Proc. 8th EAPR trien. Conf. Munich, 55-79.
- Edelmann, A., Diewok, J., Schuster, K.C., Lendl B.**, 2001. Rapid method for the Discrimination of Red Wine Cultivars Based on Mid-Infrared Spectroscopy of Phenolic Wine Extracts. *Journal of Food Chemistry* 49 : 1139-1145.
- Engel, F.**, 1970. Exploration of the Chicla canyon, Peru. *Current Anthropology* 11(1), 55-58.
- Ferrion, J.P., Bertran, E., Nachiit, M.M., Royo, C., Araus, J.L.**, 1999. Near infrared reflectance spectroscopy as a new screening tool to increase durum wheat yield. *CIHEAM – Options Méditerranéennes* : 141-144.
- Gibson R.W.**, 2004. An overview of sweetpotato viruses in Africa. IITA, Hughes and Odu (Eds). In plan virology in sub-saharan Africa. Pp 61-111. Ibadan, Nigéria.
- Haase, N.U.** 2006. Rapid Estimation of Potato Tuber Quality by Near-Infrared Spectroscopy. *Starch/Stärke* 58 : 268-273.

- Habegger, R., Schnitzler, W.H.**, 2005. Aroma compounds of coloured carrots (*Daucus carota* L. ssp. *sativus* Hoffm.). Journal of Applied Botany and Food Quality, 79, 130-135.
- Hart, J.R., Norris K.H., Golumbic C.**, 1962. Determination of the moisture content of seeds by near-infrared spectroscopy of their methanol extracts. Cereal chem., 39, 94-99.
- Huaman, Z.**, 1991. Descripteurs pour la patate douce. Conseil international des ressources phytogénétiques, Rome, Italie.
- Jiang, H.Y., Zhu, Y.J., Wei, L.M., Dai, J.R., Song, T.M., Yan, Y.L., Chen, S.J.**, 2007. Analysis of protein, starch and oil content of single intact kernels by near infrared reflectance spectroscopy (NIRS) in maize (*Zea mays* L.). 2007. Plant Breeding 126 : 492-497.
- Jones, A.**, 1986. Sweet potato heritability estimates and their use in breeding. HortScience 21(1), 14-17.
- Kim, S.W., Min, S.R., Kim, J., Park, S.K., Kim, T.I., Liu, J.R.**, 2009. Rapid discrimination of commercial strawberry cultivars using Fourier transform infrared spectroscopy data combined by multivariate analysis. Plant Biotechnol. Rep. 3 : 87-93.
- Lasme, P., Davrieux, F., Montet, D. and V. Lebot.** 2008. Quantification of kavalactones and determination of kava (*Piper methysticum*) chemotypes using Near-Infrared Reflectance Spectroscopy for quality control in Vanuatu. J. Agric. Food Chem. 56, 4976-4981.
- Lebot, V.**, 2009. Tropical Root and Tuber Crops. CAB International. 413p.
- Lebot, V., Champagne, A., Malapa, R. and D. Shiley.**, 2009. NIR Determination of Major Constituents in Tropical Tuber Crop Flours. Journal of Agricultural and Food Chemistry 57 : 10539-10547.
- León, L., Garrido-Varo, A., Downey, G.**, 2005. Near Infrared Spectroscopy (NIRS) as a promising Selection Tool in Olive Breeding Programs. Information and Technology for Sustainable Fruit and Vegetable Production. FRUTIC, 12-16 Sept. 2005, Montpellier, France, Sensors Eds : 465-471.
- Lu, G., Huang, H., Zhang, D.**, 2006. Application of near-infrared spectroscopy to predict sweetpotato starch thermal properties and noodle quality. Journal of Zhejiang University Science B 2006 7(6):475-481.
- Montes, J.M., Utz, H.F., Schipprack, W., Kusterer, B., Muminovic, J., Paul, C., Melchinger, A.E.**, 2006. Near-Infrared spectroscopy on combine harvesters to measure maize grain dry matter content and quality parameters. Plant Breeding 125 : 591-595.
- Montigny, C.**, 1983. Adaptation de la pomme de terre aux besoins des industries alimentaires. Pomme de terre fr., 414, 11-22.
- Munck, L., B. Møller.** 2005. Principal Component Analysis of Near Infrared Spectra as a Tool of Endosperm Mutant Characterization and in Barley Breeding for Quality. Czech. Journal of Genetics and Plant Breeding 41 (3) : 89-95.
- Oliveros, M.S., Sumabat, L.M.**, 1968. Ascorbic acid losses in some cooked vegetables. I. Petsay and kamote leaves. Phil. J. Nutr. 21 (4): 241-51.
- Olson, J.A.**, 1989. Provitamin A Function of Carotenoids: The Conversion of {beta}-Carotene into Vitamin A. Journal of Nutrition, 119, 105-108.
- Osborne, B.G., Fearn, T., Hindle, P.H. (eds)** 1993. Practical NIR Spectroscopy with application in food beverage analysis. Longman Scientific and technical, Harlow, England. 227 p.
- Rakszegi, M., Boros, D., Kuti, C., Làang, L., Bedő, P.R. Shewry.** 2008. Composition and End-Use Quality of 150 Wheat Lines selected for the HEALTHGRAIN Diversity Screen. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 56 : 9750-9757.

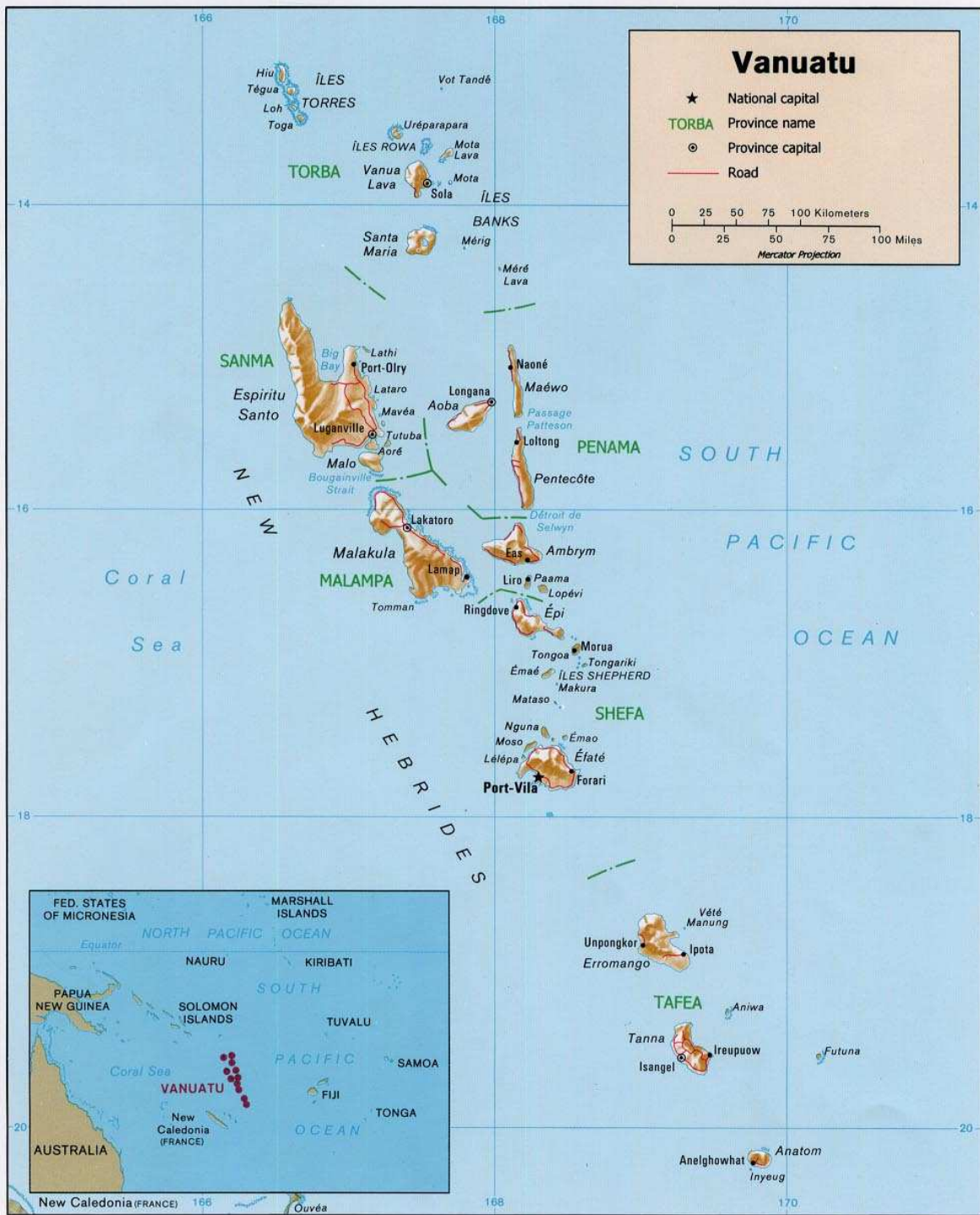
- Ratcliffe, M., Panozzo, J.F.,** 1999. The Application of Near Infrared Spectroscopy to Evaluate Malting Quality. *Near Infrared Spectroscopy* 105 (2) : 85-88.
- Rouselle, P., Robert, Y., Crosnier, J.C.,** 1996. La pomme de terre : production, amélioration, ennemis et maladies, utilisations. INRA Editions, Paris.
- Shenk, J.S., Westerhaus, M.O.,** 1996. Routine Operation and Calibration Development Manuel. NIRS 2 version 4: 278-279.
- Silue, Y.,** 2008. Mémoire de Master. Mise en place d'un système de contrôle qualité par spectrométrie proche infrarouge de kava sec à l'exportation. SUPAGRO, Institut des Régions Chaudes, Montpellier, 63p.
- Silva, J.L., Yazid M.D., Ali, M.D., Ammerman, G.R.,** 1989. Effect of processing methods on products made from sweet potato mash. *Journal of Quality*, 11, 387-396.
- Ugent, D., Pozorski, S., Pozorski, T.,** 1983. Archeological remain of potato and sweet potato tubers from the Casma Valley in Peru. Spanish. *Bol. Lima* 5 (25): 28-44.
- Van de Laer, G., Rolot, J-L., Dardenne P., Agneessens R.,** 2001. Qualité des pommes de terre : nouvelles méthodes d'évaluation calibrées sur l'analyse sensorielle. *Biotechnol. Agron. Soc. Environ.* 2001 5 (3), 166–170.
- Woolfe, J.A.,** 1992. Sweet Potato, an untapped food resource. Cambridge University Press, Cambridge, UK, 643p.
- Yee, N., Bussell, W.T., Coghill, G.G.,** 2006. Use of near infrared spectra to identify cultivar in potato (*Solanum tuberosum*) crisps. *New Zealand Journal of Crop and Horticultural Science* 34 : 177-181.
- Zum Felde, T., Burgos, G., Carpio, R., Eyzaguirre, R., Porras, E., Grüneberg W.,** 2009. Screening for protein,  $\beta$ -carotene, iron, zinc, starch and individual sugars in sweetpotato germplasm accessions by near-infrared reflectance spectroscopy (NIRS). Presentation to the 15th International Symposium of the ISTRC, CIP, Lima, Peru.





## Annexes

### Annexe 1 : Carte du Vanouatou



## Annexe 2 (d'après Huaman, 1991):

Les descripteurs morpho-agronomiques des parties aériennes sont les suivants :

✓ Couleurs prédominantes de la tige et des pétioles :

Il s'agit d'indiquer la couleur prédominante ainsi que la distribution de la couleur pourpre anthocyanée sur les tiges et pétioles de la feuille :

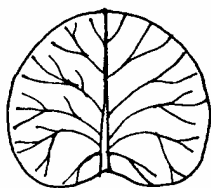
- 1 : vert,
- 3 : vert avec quelques taches pourpres,
- 4 : vert avec plusieurs taches pourpres,
- 5 : vert avec plusieurs taches pourpres foncées,
- 6 : la plupart pourpre,
- 7 : la plupart pourpre foncée,
- 8 : totalement pourpre
- 9 : totalement pourpre foncée.

✓ Couleurs des feuilles adultes et des jeunes feuilles :

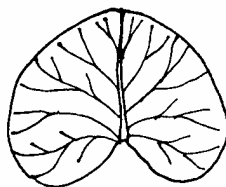
Il s'agit de décrire la couleur de tout le feuillage en considérant la couleur des feuilles adultes et des feuilles immatures présent sur plusieurs plantes. La variation de couleurs des feuilles due aux symptômes de virus (panachures) n'est pas prise en compte.

- 1 : jaune vert,
- 2 : vert,
- 3 : vert avec des bords pourpres,
- 4 : vert grisâtre,
- 5 : vert avec des veines pourpres,
- 6 : légèrement pourpre,
- 7 : la plupart pourpre,
- 8 : vert face supérieure, pourpre face inférieure,
- 9 : pourpre sur les deux faces.

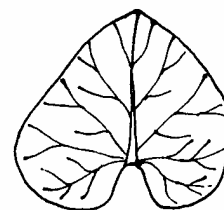
Aspect générale de la feuille



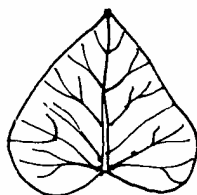
1 Ronde



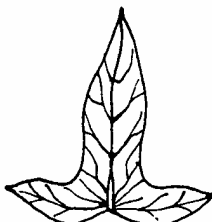
2 En forme d'haricot (réniforme)



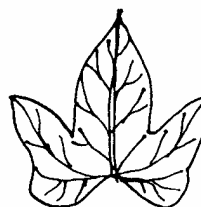
3 Cordiforme



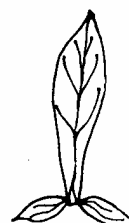
4 Triangulaire



5 Hasté

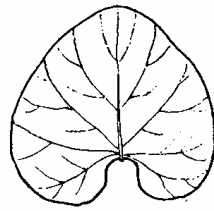


6 Avec des lobes

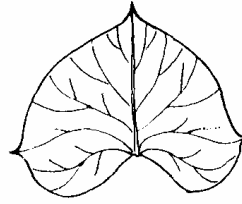


7 Presque divisée

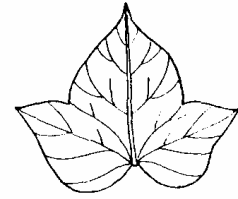
✓ Type de lobations de la feuille :



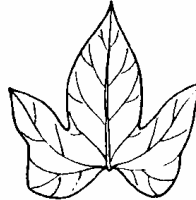
0 Pas de lobes latéraux



1 Très légèrement (dents)



3 Légèrement



5 Modérément



7 Profond



9 Très profond

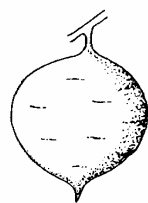
✓ Pigmentation de la veine abaxiale de la feuille :

C'est la description de la plus fréquente expression de la distribution de la couleur pourpre sur veines de la face inférieure des feuilles.

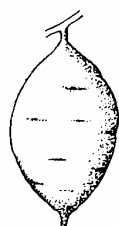
- 1 : jaune,
- 2 : vert,
- 3 : taches pourpres sur la base de la nervure principale,
- 4 : taches pourpres sur plusieurs veines,
- 5 : nervure principale partiellement pourpre
- 6 : nervure principale pour la plupart ou totalement pourpre,
- 7 : toutes les veines partiellement pourpres,
- 8 : toutes les veines pour la plupart ou totalement pourpres,
- 9 : face intérieure et veines totalement pourpres.

Pour les parties souterraines, les descripteurs choisis sont les suivants :

✓ Forme des racines



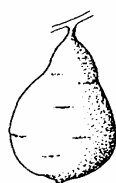
1 Ronde



2 Ronde elliptique



3 Elliptique



4 Ovale



5 Obovale



6 Oblongue



7 Longue et oblongue



8 Longue et elliptique



9 Longue et irrégulière ou courbée

✓ Couleur prédominante de la peau :

La couleur de la peau la plus représentative doit être enregistrée.

- 1 blanc
- 2 crème
- 3 jaune
- 4 orange
- 5 orange brunâtre
- 6 rose
- 7 rouge
- 8 rouge pourpre
- 9 pourpre foncé

✓ Couleur secondaire de la peau :

- 0 absent
- 1 blanc
- 2 crème
- 3 jaune
- 4 orange
- 5 orange brunâtre
- 6 rose
- 7 rouge
- 8 rouge pourpre
- 9 pourpre foncé

✓ Couleur prédominante de la chair :

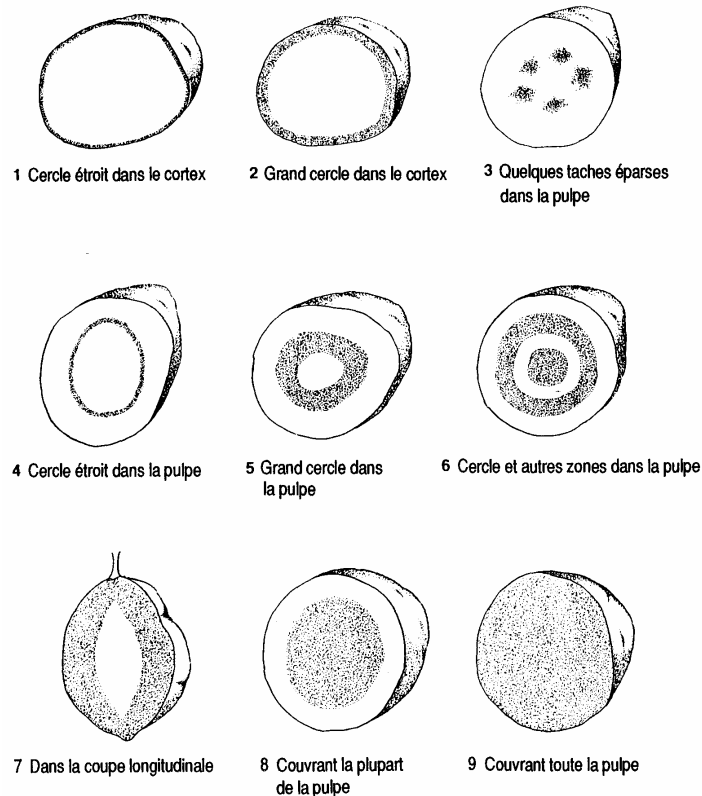
- 1 blanc
- 2 crème

- 3 crème foncé
- 4 jaune pale
- 5 jaune foncé
- 6 orange pale
- 7 orange intermédiaire
- 8 orange foncé
- 9 fortement pigmenté en pourpre anthocyanique

✓ Couleur secondaire de la chair :

- 1 blanc
- 2 crème
- 3 jaune
- 4 orange
- 5 orange brunâtre
- 6 rose
- 7 rouge
- 8 rouge pourpre
- 9 pourpre foncé

✓ Distribution de la couleur secondaire de la chair :



## Caractérisations morpho-agronomiques

Variétés	Tubercules					Tiges	Pétioles	Feuilles					
	Couleur			Forme	Couleur	Couleur	Couleur			Forme	Lobation		
	Pulpe		Peau				Adulte	Jeune	Veine				
	P	S										Distrib.	P
ROBA	8	0	9	2	0	6	7		5		6	6	7
HYB 105	2	4	9	1	0	8	3		5		6	4	0
RV 15	1	2	8	6	1	9	7		5		6	6	7
HYB 120	1	5	2	1	6	9	3		2		6	6	3
PLY 19	1	2	3	1	0	3	3		5		6	6	3
HYB 110	1	5	8	1	0	5	1		2		2	6	5
SEB 4	2	0	9	1	0	4	4		5		6	4	0
SI 226	2	5	8	6	1	4	3		5		2	4	0
L 949	7	3	8	6	3	3	3		2		2	4	0
RV 1	1	0	9	6	1	1	1		2		2	6	5
3-TN01	1	0	0	6	1	1	5	3	2	3	2	4	3
4-PNG 6	1	2	3	1	6	4	3	7	5	7	8	4	1
5							3	7	5	7	8	4	1
6							3	2	2	2	2	6	3
10							3	1	8	6	6	6	1
11							3	1	2	5	6	6	3
PNG 67	1	1	0	6	1	2	3	7	2	7	2	4	0
14							3	2	2	2	6	4	1
15-CH	1	0	1	6	1	5	3	2	2	2	6	4	0
16							1	3	2	2	2	3	1
17	2	6	6	1	0	4	3	7	1	7	6	4	1
18							1	3	2	3	2	6	3
19-MS 02	8	4	0	6	4	1	1	3	2	3	2	6	3
20-BZ01	1	1	0	7	1	2	3	2	2	2	6	4	1
21-PH03	8	4	0	6	4	4	3	3	1	3	5	4	1
23							3	6	3	6	2	5	7
24							3	6	2	6	2	4	1
25	7	1	3	4	0	3	1	3	2	3	5	6	7
26							3	2	2	2	2	3	0
27	1	0	0	7	1	1	2	3	2	3	5	6	7
28							1	7	2	7	2	4	1
29							1	2	1	2	6	6	
H4	3	5	3	7	7	1	1	1	1	1	2	4	1
H6	1	2	1	1	1	4	1	1	2	1	3	4	1
H13	4	5	8	4	2	2	3	6	2	6	6	4	1
H17	6	5	8	4	1	7	3	2	2	2	6	6	3
H23	6	4	3	8	1	9	3	5	5	5	6	4	1
H32	2	5	3	6	1	3	3	5	5	5	6	6	3
H39	5	5	3	7	0	1	5	2	2	2	6	4	1
H42	2	5	3	6	1	4	3	2	2	2	3	4	0
H43-H39	1	5	5	6	0	4	8	2	2	2	3	4	0
H33	5	5	8	4	2	2							
T1	3	6	3	6	0	1	2	7	2	7	2	5	7
T2	1	0	1	1	0	1	8	7	2	7	6	4	0
T3	1	0	0	1	0	4	3	3	2	3	3	4	3
T4	3	6	3	7	0	1	9	5	5	5	8	6	5

<i>T5</i>	1	4	3	7	4	1	9			2	5	3	4	0
<i>T6</i>	3	6	3	6	0	1	9			2	5	3	4	0
<i>T7</i>	6	5	3	7	0	1	5			2	5	3	4	0
<i>T8</i>	3	0	0	2	0	1	1			2	3	2	3	1
<i>T9</i>	4	3	3	6	0	7	9			2	P	8	4	1
<i>T10</i>	2	0	0	1	0	2	9			5	P	8	3	1
<i>T11</i>	5	5	8	6	0	1	4			2	5	8	3	1
<i>T12</i>	4	4	3	6	3	1	9			2	6	3	4	0
<i>T13</i>	6	4	8	8	4	2	9			2	6	3	4	0
<i>T14</i>	2	0	0	1	0	2	3			2	3	8	3	1
<i>T15</i>							7	5		5	5	8	5	5
<i>T16</i>							5	5		5	5	8	4	3
<i>T17</i>							3	3		2	3	3	6	5
<i>T18</i>	2	5	3	6	0	2	5	5		5	5	3	3	1
<i>T19</i>	4	5	3	6	0	7	5	5		2	6	8	4	3
<i>T20</i>							3	4		2	3	8	4	0
<i>T21</i>							9	9		9	7	8	3	1
<i>T22</i>							6	5		2	5	3	4	0
<i>T23</i>							5	5		5	6	8	3	1
<i>T24</i>	R	8	9	4	9	2	5	5		5	5	8	3	5
<i>T25</i>	5	5	3	6	0	2	4	3		5	9	8	4	1
<i>T26</i>	4	5	3	6	1	2	5	5		5	5	8	3	3
<i>T27</i>	5	5	3	6	0	1	1	1		2	2	2	6	5
<i>T28</i>	6	5	5	4	0	2	3	3		5	9	8	4	3
<i>T29</i>	1	0	0	1	0	1	3	3		2	3	2	3	0
<i>T30</i>	9	4	3	4	2	1	5	6		2	9	8	4	1
<i>T31</i>	4	4	3	1	0	1	9	9		2	5	3	4	3
<i>T32</i>	4	6	3	4	6	7	4	4		2	5	8	4	5
<i>T33</i>	9	4	3	4	0	2	9	9		2	2	8	4	1
<i>T34</i>	8	4	8	6	4	4	3	3		5	5	8	3	3
<i>T35</i>	1	8	8	8	0	2	5	6		2	9	8	4	1
<i>T36</i>	1	8	8	8	0	2	5	5		2	5	8	6	5
<i>T37</i>	5	4	8	8	4	1	9	9		2	5	8	5	5
<i>T38</i>	5	8	8	6	0	2	4	4		2	3	8	6	7
<i>T39</i>	6	8	3	6	0	2	3	3		2	3	3	4	1
<i>T40</i>	9	1	5	1	0	3	4	5		2	5	8	4	5
<i>T41</i>	4	5	6	6	2	4	6	6		5	5	8	6	7
<i>T42</i>	3	5	3	6	3	4	3	1		2	2	3	6	3
<i>T43</i>	8	9	9	4	0	4	9	9		2	3	8	3	3
<i>T44</i>	8	8	3	4	0	8	3	1		2	3	3	4	0
<i>T45</i>	6	4	3	6	5	1	9	5		2	3	3	4	1
<i>T46</i>	4	8	3	7	9	7	9	9		2	9	7	4	0
<i>T47</i>	4	8	3	7	3	9	3	3		2	5	8	4	3
<i>T48</i>	9	9	4	9	0	9	3	1		2	5	8	6	3
<i>T49</i>	6	4	1	1	4	6	3	3		2	3	3	4	1
<i>T50</i>	6	4	1	4	0	1	4	3		2	5	3	4	1
<i>T51</i>	8	9	8	6	4	4	8	9		2	3	3	4	0
<i>T52</i>	5	8	3	6	0	2	5	4		2	3	8	5	5
<i>T53</i>	2	5	8	6	0	2	5	4		2	2	8	4	3
<i>T54</i>	2	5	8	6	0	1	5	9		2	2	7	3	1
<i>T55</i>	4	5	3	6	0	1	1	1		2	2	2	3	3
<i>T56</i>	6	5	3	8	0	3	8	9		5	9	7	3	1
<i>T57</i>	3	8	3	8	0	1	9	9		5	6	7	4	0
<i>T58</i>	6	8	3	6	0	1	5	5		2	5	8	3	3

<i>T59</i>	6	8	3	8	0	1	9	7	2	3	8	4	1
<i>T60</i>	8	0	0	8	4	3	4	3	2	5	8	4	3
<i>T61</i>	2	5	8	6	0	2	9	9	5	9	8	4	5
<i>T62</i>	8	9	8	4	0	9	7	5	2	5	3	4	1
<i>T63</i>	1	8	8	6	0	2	9	9	5	6	8	3	1
<i>T64</i>	3	8	8	6	0	2	7	7	2	3	8	4	0
<i>T65</i>	2	8	8	6	0	2	7	7	2	6	3	4	0
<i>T66</i>	9	2	2	8	0	9	5	5	2	6	3	4	0
<i>T67</i>	5	8	3	8	0	1	9	9	2	5	8	4	3
<i>T68</i>	9	2	9	6	0	5	9	9	2	6	8	3	1
<i>T69</i>	8	9	8	6	0	4	9	9	2	6	8	4	1
<i>T70</i>	2	8	8	8	0	3	3	4	2	3	3	4	1
<i>180-VL</i>	7	3	8	4	0	4							
<i>180-AN</i>	7	3	8	4	0	4							
<i>M1</i>	4	0	0	2	6	4							
<i>M2</i>	5	4	8	9	4	4							
<i>M2bis</i>	5	4	8	9	4	4							
<i>M180</i>	8	3	8	4	0	4							
<i>M180bis</i>	8	3	8	4	0	4							
<i>H12</i>	8	0	0	9	4	8	3	3	2	2	7	4	0
<i>H14</i>	4	8	3	8	0	4	3	3	5	5	8	3	1
<i>H15</i>	5	7	3	6	1	4	1	1	2	2	7	4	0
<i>H16</i>	8	0	0	9	4	9	3	1	2	2	2	4	1
<i>H18</i>	1	8	8	1	0	4							
<i>H19</i>	7	4	3	6	4	4							
<i>H20</i>	5	0	0	9	0	3							
<i>H21</i>	3	8	3	8	0	1	3	1	2	2	2	4	0
<i>H22</i>	1	5	8	1	0	2							
<i>H23</i>	5	4	2	9	0	9	3	1	3	2	7	4	0
<i>H24</i>	9	4	3	4	2	4	3	3	2	7	8	4	0
<i>H29</i>	7	8	5	4	0	3	6	3	2	2	5	4	1
<i>H30</i>	5	8	8	2	0	3	6	3	2	2	2	6	6
<i>H34</i>	1	8	6	1	0	1							
<i>H35</i>	7	4	3	6	2	1							
<i>H37</i>	6	7	6	2	0	3							
<i>H38</i>	6	4	9	4	0	5	3	3	5	2	8	2	0
<i>H40</i>	7	4	5	8	4	2							
<i>H41</i>	2	8	8	8	0	4	1	1	2	2	2	3	1
<i>H44</i>	7	4	3	8	4	3	1	1	2	2	5	3	1
<i>H46</i>	9	4	1	4	0	9	3	3	5	6	8	4	0
<i>H47</i>	5	4	3	9	3	2	3	3	5	7	8	3	1
<i>H48</i>	3	8	8	8	0	1	3	3	2	2	3	4	0
<i>H49</i>	3	8	3	8	0	1	1	1	5	7	7	4	0
<i>H7</i>	3	8	3	8	6	1	5	3	2	2	3	4	0
<i>H8</i>	2	5	3	6	1	4	7	6	5	5	8	3	0
<i>VL-17</i>	4	7	3	8	0	1	4	3	2	6	3	4	0
<i>VL-18</i>	6	8	8	4	0	3	6	3	2	1	3	6	7
<i>VL-19</i>							4	3	2	5	3	3	1
<i>VL-14 B</i>	2	0	0	9	1	2	6	4	2	3	8	3	0
<i>VL-16</i>	9	1	1	8	0	4	6	5	2	1	8	4	0
<i>VL-15</i>	2	5	3	8	0	4	7	5	2	5	8	3	1
<i>VL-14 A</i>	4	0	0	8	1	1	4	3	2	1	2	3	1
<i>VL-6 B</i>							3	2	2	7	3	3	0
<i>VL-9</i>	1	0	0	7	1	4	7	7	5	7	8	6	7



<b>1306 A</b>							3	3	2	5	2	3	1
<b>??</b>							1	1	2	1	3	4	1
<b>VL-5</b>							4	3	2	7	7	3	1
<b>VL-4</b>	8	4	8	9	4	2	5	4	5	7	8	4	1
<b>VL-8</b>	1	0	0	6	1	9	7	5	5	7	9	6	7
<b>VL-6 A</b>	1	5	8	1	0	3	3	1	2	1	7	3	0
<b>1877</b>							2	2	2	1	2	4	2
<b>1879</b>	1	9	4	1	0	4	3	3	2	5	8	3	1
<b>Hyb 104</b>							5	4	2	1		3	2
<b>Hyb 140</b>	3	5	3	8	0	1	7	5	2	5	3	3	0
<b>Hyb 139</b>							3	3	5	7	8	3	0
<b>Hyb 164</b>							3	3	2	5	7	4	1
<b>1432 A</b>							3	3	2	1	7	3	1
<b>IB 1165</b>							3	3	5	6	8	3	0
<b>IB 1607</b>							3	3	5	6	8	3	0
<b>Hyb 161</b>	7	3	6	9	0	2	6	4	2	3	5	6	5
<b>Hyb 172</b>	5	7	8	9	0	1	7	6	2	6	3	4	0
<b>Hyb 163</b>							7	6	5	1	7	6	7
<b>1665 A</b>	4	0	0	8	1	4	7	7	5	7	9	6	7
<b>IB 1306</b>	8	9	6	4	0	3	5	4	5	6	8	3	1
<b>IB 1318</b>							1	1	2	1	8	3	0
<b>IB 1148</b>							3	1	2	3	3	5	7
<b>IB 1432</b>							5	5	5	7	9	6	7
<b>IB 253</b>							5	4	2	1	8	3	3
<b>PLY 20</b>							5	4	5	5	8	3	3
<b>IB 1745</b>							3	3	2	1	8	6	7
<b>IB 1433</b>							9	8	2	1	8	4	3
<b>IB 1292</b>							1	1	2	1	2	4	1
<b>IB 1678</b>							3	3	2	3	7	5	5
<b>???</b>	2	0	0	1	6	2	3	1	2	5	5	5	6
<b>Ero-IB?</b>							3	3	2	1	8	6	7
<b>BANKS</b>	2	0	0	1	6	2	4	3	2	5	3	5	7
<b>IB 1891</b>	4	0	0	8	2	2	5	4	3	7	7	4	0
<b>IB1 883</b>							1	1	2	1	2	3	3
<b>MK1431</b>							5	4	2	5	3	3	0
<b>BANKS</b>							4	3	5	5	8	3	3
<b>RV30</b>	2	0	0	9	0	3	3	1	2	1	2	3	3
<b>Salili181</b>	1	0	0	6	1	8	7	6	5	7	9	6	6
<b>SalB1164</b>							3	3	5	6	8	3	0
<b>IB1879</b>	3	0	0	8	0	3	7	6	5	7	9	6	6
<b>abe1665</b>							3	3	5	6	8	3	0
<b>Epi-1531</b>							4	3	2	5	2	3	3

### Annexe 3 : Résultats des analyses des composés majeurs, leur total et le % de la MS

no	Acc.	amidon	sucres	cellulose	protéines	minéraux	total	MS%
1	TIB042	67.71	13.52	3.64	6.21	2.79	93.86	37.09
2	Ib 30	56.66	15.25	4.20	10.20	4.75	91.06	28.98
3	Ib 78	70.61	6.17	3.51	7.47	3.05	90.81	30.69
4	Ib 104	69.98	6.65	5.76	6.33	3.67	92.39	29.53
5	Ib 133	58.87	12.24	6.31	8.06	4.56	90.05	23.40
6	Ib 156	65.14	14.10	5.17	6.87	4.21	95.49	24.74
7	Sp H4	76.76	6.60	4.52	5.58	2.09	95.55	39.72
8	Sp H6	73.18	9.41	6.57	4.65	2.84	96.64	40.93
9	Sp H7	72.16	6.62	3.34	5.76	3.28	91.17	35.00
10	Sp H8	71.62	9.43	5.55	5.40	3.88	95.88	32.67
11	Sp H12	69.88	7.31	3.94	4.32	3.37	88.82	33.71
12	Sp H14	70.29	8.29	5.64	6.47	2.65	93.34	37.62
13	Sp H21	72.09	7.16	3.47	4.52	3.69	90.94	34.66
14	Sp H23	75.57	6.05	2.83	5.18	3.22	92.85	39.43
15	Sp H24	79.29	3.72	1.15	4.75	2.57	91.48	38.51
16	Sp H29	75.26	5.98	3.12	5.44	2.86	92.66	35.67
17	Sp H32	75.82	7.28	5.21	5.43	2.07	95.81	39.65
18	Sp H33	75.72	6.63	4.61	4.01	2.02	92.99	39.46
19	Sp H38	68.69	6.89	4.82	5.65	2.07	88.12	33.44
20	Sp H39	71.23	5.55	3.38	6.24	2.16	88.56	38.02
21	Sp H42	80.67	4.51	2.45	6.50	2.06	96.18	43.10
22	Sp H48	70.98	8.18	6.74	8.23	1.44	95.57	37.83
23	Sp H49	78.20	6.10	4.36	6.46	1.74	96.86	39.83
24	Sp Hyb105	61.48	13.77	8.76	5.54	5.01	94.56	25.12
25	Sp Hyb 110	65.48	8.32	3.59	5.59	4.73	87.71	29.03
26	Sp Hyb 120	63.87	13.47	9.34	3.28	4.12	94.08	28.03
27	Hyb 520	71.22	4.90	2.98	7.85	3.15	90.10	34.74
28	Hyb 507	65.70	10.53	9.23	4.25	3.26	92.97	28.03
29	Hyb 508	77.70	3.99	3.82	6.90	2.71	95.12	35.35
30	Hyb 512	69.06	8.51	7.29	4.54	2.52	91.91	36.15
31	Hyb 513	64.87	8.33	7.06	8.21	3.57	92.04	31.51
32	Hyb 514	68.74	7.45	3.71	6.47	8.22	94.59	32.12
33	Hyb 515	67.16	10.42	3.08	6.93	3.12	90.69	48.93
34	Hyb 516	61.63	11.41	4.03	7.82	5.83	90.73	26.77
35	Hyb 517	68.04	6.38	4.71	7.31	3.37	89.81	28.98
36	Hyb 519	73.11	5.37	3.34	7.26	3.23	92.31	32.77
37	Hyb 521	63.73	12.10	3.77	7.07	3.77	90.43	29.52
38	Hyb 522	68.67	8.60	3.75	6.09	3.11	90.22	32.86
39	Hyb 523	71.26	5.63	3.62	5.76	3.56	89.83	30.07
40	Hyb 524	65.48	9.84	7.74	5.74	3.02	91.83	31.80
41	Hyb 525	72.96	5.79	7.82	4.89	3.31	94.77	32.18
42	Hyb 526	69.03	5.70	9.40	5.84	3.72	93.68	25.79
43	Hyb 529	69.29	8.34	3.43	6.14	3.64	90.83	30.36
44	Hyb 530	69.55	8.43	3.71	4.97	2.94	89.59	32.87
45	Hyb 531	71.43	6.82	4.49	6.28	2.84	91.86	32.85
46	Hyb 533	70.84	10.04	7.05	6.61	4.84	99.38	21.71
47	Hyb 534	70.79	10.36	3.76	4.73	3.19	92.82	30.65
48	Hyb 535	62.78	12.49	4.92	5.71	4.56	90.46	37.78
49	Hyb 536	73.46	5.70	4.24	5.95	3.34	92.69	23.94
50	Hyb 537	71.75	3.95	4.82	6.39	3.80	90.71	31.90
51	Hyb 538	73.35	4.43	4.35	5.72	3.49	91.35	29.90
52	Hyb 539	76.67	5.97	2.56	6.16	2.67	94.03	37.23
53	Hyb 540	68.62	6.51	3.04	8.29	3.80	90.25	33.11

no	Acc.	amidon	sucres	cellulose	protéines	minéraux	total	MS%
54	Hyb 541	64.59	9.15	6.03	5.90	3.38	89.05	26.98
55	Hyb 542	59.93	10.60	5.47	9.97	4.12	90.09	27.00
56	Hyb 543	62.39	10.30	6.70	6.03	4.45	89.87	22.87
57	Hyb 544	70.40	6.56	4.88	5.60	3.06	90.50	31.25
58	Hyb 545	71.70	6.94	7.38	5.41	2.94	94.36	35.09
59	Hyb 546	65.55	9.29	4.87	6.32	3.21	89.24	28.39
60	Hyb 547	73.29	6.82	5.64	5.26	2.98	93.99	34.37
61	Hyb 548	72.79	6.69	3.87	6.17	2.97	92.50	32.35
62	Hyb 549	71.98	7.14	2.95	4.68	2.78	89.53	36.07
63	Hyb 550	75.93	6.64	2.92	4.81	2.83	93.13	32.69
64	Hyb 551	65.71	10.38	5.04	4.68	3.32	89.13	27.00
65	Hyb 552	76.51	5.73	3.49	4.74	2.83	93.30	35.71
66	Hyb 553	71.89	10.04	5.05	5.41	3.22	95.61	30.84
67	Hyb 554	72.47	9.90	3.75	4.56	3.21	93.89	30.38
68	Hyb 555	71.87	7.76	3.26	5.89	2.99	91.77	63.29
69	Hyb 556	79.29	5.68	3.48	3.63	2.49	94.57	37.99
70	Hyb 557	75.95	6.81	3.46	4.12	2.58	92.91	34.09
71	Hyb 558	76.21	4.56	2.87	4.12	2.54	90.30	36.81
72	Hyb 560	80.99	2.58	2.66	4.83	2.59	93.65	33.90
73	Hyb 561	73.21	5.16	3.68	6.52	3.05	91.62	27.90
74	Hyb 562	72.61	4.15	3.77	5.55	3.35	89.43	26.37
75	Hyb 563	75.28	4.61	3.29	5.46	3.24	91.88	11.62
76	Hyb 565	71.44	6.15	3.32	6.12	3.94	90.98	26.52
77	Hyb 566	70.96	6.38	3.61	5.20	3.62	89.76	28.13
78	Hyb 568	68.38	7.95	4.62	5.02	4.08	90.06	22.27
79	Hyb 570	65.84	8.68	4.19	7.74	4.03	90.47	25.32
80	Hyb 572	69.68	6.03	4.16	6.29	3.59	89.75	28.48
81	Hyb 573	74.82	4.19	3.81	5.17	3.62	91.62	27.90
82	Hyb 579	76.21	5.51	3.21	3.13	2.96	91.03	25.39
83	Hyb 580	76.34	3.52	3.56	5.44	3.16	92.02	30.42
84	Hyb 581	75.09	4.90	3.16	4.51	3.18	90.83	30.29
85	Hyb 582	83.83	3.03	3.15	3.72	2.53	96.26	35.62
86	Hyb 585	74.39	5.15	3.66	5.20	6.48	94.87	27.95
87	Hyb 587	74.23	6.17	2.97	5.61	3.19	92.17	35.92
88	Hyb 591	77.17	3.11	3.55	5.23	3.46	92.51	26.76
89	Hyb 593	74.59	4.46	3.20	6.89	3.48	92.62	31.77
90	Hyb 595	81.36	4.56	8.28	3.58	2.46	100.24	31.60
91	Hyb 596	79.83	2.82	2.93	4.45	2.06	92.09	37.94
92	Hyb 597	74.42	6.59	3.40	6.07	3.15	93.63	32.49
93	Hyb 599	80.59	3.40	3.60	2.67	2.67	92.92	31.98
94	Hyb 605	60.09	17.38	4.09	5.30	3.55	90.41	27.73
95	Hyb 608	58.78	15.63	3.47	7.71	3.71	89.29	24.26
96	Hyb 609	68.09	13.40	2.88	6.22	2.88	93.47	33.25
97	Hyb 610	53.68	25.29	4.01	7.56	5.61	96.16	21.74
98	Hyb 611	67.88	13.53	3.87	4.53	3.47	93.28	31.47
99	Hyb 612	68.37	12.97	4.04	5.98	2.94	94.30	32.00
100	Hyb 613	60.60	16.31	4.71	6.06	3.70	91.37	27.00
101	Hyb 615	72.73	9.91	2.73	5.22	2.71	93.29	33.70
102	Hyb 616	64.76	15.70	3.30	6.04	5.73	95.52	25.44
103	Hyb 617	54.41	16.55	12.56	7.31	5.69	96.53	24.79
104	Hyb 618	72.36	10.62	3.30	5.60	3.03	94.91	36.41
105	Hyb 619	74.42	10.47	3.89	5.98	2.96	97.72	35.23
106	Hyb 620	65.22	12.44	3.10	6.32	3.50	90.59	28.39
107	Hyb 622	63.07	13.90	4.16	4.69	3.49	89.31	30.01

no	Acc.	amidon	sucres	cellulose	protéines	minéraux	total	MS%
108	Hyb 623	72.97	10.31	4.19	5.48	2.58	95.53	36.99
109	Hyb 624	68.49	11.60	3.46	5.63	2.91	92.08	35.23
110	Hyb 625	66.71	20.38	2.77	4.96	2.74	97.57	33.91
111	Hyb 626	66.89	18.55	2.99	5.30	3.30	97.03	30.83
112	Hyb 627	57.02	19.43	4.21	4.99	3.78	89.44	27.26
113	Hyb 628	69.75	12.03	2.91	5.14	2.63	92.47	32.07
114	Hyb 629	66.53	12.79	5.45	6.21	3.17	94.15	27.17
115	Hyb 630	58.83	20.32	4.34	6.88	3.75	94.13	27.74
116	Hyb 631	57.25	19.19	3.98	6.10	3.85	90.36	27.03
117	Hyb 632	63.47	20.30	3.63	6.35	4.50	98.25	30.09
118	Hyb 633	58.45	23.13	3.74	6.44	3.99	95.74	25.87
119	Hyb 634	65.56	17.52	4.99	4.88	2.85	95.80	28.10
120	Hyb 635	66.85	17.64	2.66	5.44	3.43	96.03	32.93
121	Hyb 637	62.16	16.91	3.51	5.37	3.32	91.26	31.44
122	Hyb 640	67.33	12.19	4.08	5.78	3.52	92.91	31.06
123	Hyb 641	73.38	9.19	2.61	4.27	2.81	92.26	32.57
124	Hyb 642	64.42	17.97	3.26	3.49	2.54	91.68	30.54
125	Hyb 643	73.78	10.59	2.83	3.69	2.56	93.44	48.24
126	Hyb 644	66.16	13.68	2.82	7.33	2.78	92.79	37.88
127	Hyb 645	61.99	17.82	3.04	7.60	5.36	95.82	25.59
128	Hyb 646	67.22	12.40	3.23	7.70	3.19	93.75	30.22
129	Hyb 648	73.33	7.31	3.09	6.65	3.05	93.44	31.49
130	Hyb 649	72.16	6.66	2.66	5.40	3.41	90.30	24.73
131	Hyb 650	57.48	20.85	5.95	6.35	4.30	94.93	22.41
132	Hyb 651	53.30	23.30	5.22	5.73	5.54	93.09	18.90
133	Hyb 652	66.11	18.25	3.23	4.44	3.49	95.53	25.91
134	Hyb 653	71.84	10.63	4.00	6.02	3.49	95.98	31.30
135	Hyb 654	73.88	9.09	3.95	5.29	3.05	95.26	35.63
136	Hyb 655	69.67	9.42	3.42	6.05	4.02	92.57	22.46
137	Hyb 656	65.77	13.66	3.35	5.55	4.10	92.43	28.52
138	Hyb 657	53.89	18.00	3.65	9.00	4.86	89.40	24.47
139	Hyb 658	74.42	12.63	3.03	3.85	2.31	96.24	38.09
140	Hyb 659	77.31	9.04	2.39	4.28	2.17	95.19	39.05
141	Hyb 660	62.79	15.12	3.26	6.66	4.11	91.94	33.20
142	Hyb 661	67.31	14.24	2.82	5.82	3.49	93.69	27.13
143	Hyb 662	69.37	10.88	3.37	6.56	4.32	94.51	25.05
144	Hyb 663	65.96	14.43	4.23	5.21	3.18	93.02	30.86
145	Hyb 664	69.18	10.81	2.98	6.10	3.72	92.79	26.40
146	Hyb 665	59.69	19.62	3.68	5.72	3.17	91.89	26.21
147	Hyb 666	68.90	11.92	5.17	8.54	2.92	97.45	34.04
148	Hyb 667	68.65	11.93	3.46	6.06	2.83	92.94	32.84
149	Hyb 668	69.80	11.12	3.35	6.55	3.19	94.02	36.16
150	Hyb 670	68.35	9.05	2.71	6.08	4.89	91.09	33.82
151	Hyb 671	72.84	9.21	3.33	6.03	6.48	97.89	35.61
152	Hyb 672	70.72	13.87	3.07	5.62	2.86	96.14	33.46
153	Hyb 673	69.56	16.88	6.23	6.46	4.52	103.65	31.52
154	Hyb 674	67.86	18.05	3.29	8.51	2.33	100.04	35.57
155	Hyb 675	66.27	14.29	3.57	6.57	3.61	94.31	33.35
156	Hyb 677	75.77	9.86	3.94	5.75	3.01	98.32	34.27
157	Hyb 678	64.05	13.25	3.68	6.23	3.31	90.52	30.67
158	Hyb 679	70.55	11.89	4.19	5.57	2.81	95.01	32.97
159	Hyb 680	68.15	13.42	4.05	5.88	4.05	95.56	24.29
160	Hyb 681	73.79	5.78	3.30	5.31	3.22	91.40	33.47
161	Hyb 501	61.94	13.15	4.88	8.37	3.21	91.54	30.13
162	Hyb 502	68.30	8.03	7.03	5.06	3.68	92.10	28.95

no	Acc.	amidon	sucres	cellulose	protéines	minéraux	total	MS%
163	Hyb 503	75.42	6.86	4.07	5.39	3.88	95.61	34.20
164	Hyb 505	69.62	8.13	3.53	5.47	3.87	90.62	23.08
165	Hyb 506	67.18	7.38	6.91	5.29	3.39	90.15	26.55
166	Hyb 532	67.87	9.50	4.09	5.05	3.61	90.13	28.97
167	Ib VL 06	48.66	27.33	3.30	3.43	3.48	86.21	22.55
168	Ib VL 08	45.98	27.58	3.11	4.14	4.16	84.96	24.84
169	Ib VL 09	45.28	28.05	2.43	4.12	2.45	82.33	20.11
170	Ib VL 15	44.96	27.18	3.30	4.28	2.63	82.35	26.22
171	Sp L949	57.86	15.12	9.98	4.25	5.13	92.34	25.12
172	Sp M2 bis	72.61	8.18	4.53	5.37	3.65	94.34	28.16
173	Sp M3	66.40	11.84	8.11	2.81	3.74	92.90	28.03
174	Sp M180	62.85	9.67	5.72	7.42	3.96	89.62	30.23
175	Sp M180 bis	60.64	10.66	6.87	6.58	3.79	88.54	29.61
176	Ib 71	81.13	1.49	4.07	4.29	3.58	94.57	28.30
177	Ib 83	68.71	10.28	3.45	5.66	3.20	91.31	31.72
178	Ib 110	77.01	8.59	2.95	4.75	2.51	95.81	40.10
179	Ib 120	68.05	7.44	3.93	5.72	4.56	89.70	30.49
180	Ib 124	65.61	8.69	4.49	6.25	4.18	89.22	27.34
181	Ib 139	67.17	8.24	5.23	7.70	3.49	91.83	30.11
182	Ib 140	67.95	8.08	3.27	5.54	4.75	89.58	29.03
183	Ib 142	75.39	4.62	3.08	5.53	3.36	91.99	32.97
184	Ib 147	67.64	11.54	4.56	6.26	2.52	92.52	35.05
185	Ib 157	74.86	3.06	3.39	6.98	3.98	92.27	23.97
186	Ib 161	73.67	4.63	4.43	6.40	3.54	92.66	30.24
187	Ib 162	77.56	2.08	4.17	5.99	3.45	93.25	29.93
188	Ib 165	61.74	13.00	4.42	7.44	3.48	90.07	27.34
189	Ib 171	70.34	9.55	3.30	4.18	3.17	90.54	30.71
190	Ib 180	68.17	10.60	3.40	6.61	3.32	92.09	32.40
191	Chapuis28	73.03	6.13	3.21	6.55	3.13	92.05	28.60
192	GV129	70.00	10.30	2.84	6.45	2.81	92.40	35.44
193	PLY018	68.10	10.87	3.40	6.99	2.82	92.18	34.69
194	SI226	68.91	9.81	3.49	7.68	3.64	93.52	27.50
195	TB232	73.77	6.06	3.54	5.73	3.38	92.47	30.84
196	PLY019	65.04	14.94	10.08	4.35	4.86	99.27	27.24
197	PLY020	64.34	11.48	6.40	7.89	3.65	93.75	26.12
198	RV1	72.26	12.20	7.76	3.58	4.44	100.24	29.76
199	RV15	71.15	9.58	5.02	4.62	4.56	94.92	22.27
200	SEB4	69.02	12.22	8.04	4.43	4.17	97.88	29.76
201	Sp-3-TN01	52.15	15.80	13.21	6.45	2.60	90.21	21.55
202	Sp-4-PNG6	72.23	7.85	6.21	6.07	1.64	94.00	37.96
203	13PNG67	75.01	7.01	5.41	6.98	1.60	96.00	44.18
204	Sp-17	69.60	5.80	3.85	4.50	1.96	85.71	34.50
205	Sp-19-US02	68.25	6.58	4.57	4.93	2.01	86.35	30.32
206	Sp-20-BZ01	74.56	5.47	4.12	7.07	1.35	92.57	40.35
207	Sp-21-PH03	58.38	8.44	5.54	6.43	2.90	81.70	25.35
208	Sp-27	76.61	5.63	3.84	4.13	1.79	91.99	37.70
209	Sp-180AN	58.13	7.08	3.34	8.61	3.74	80.90	27.94
210	Sp- 43-39	78.81	8.34	6.35	4.35	1.99	99.84	44.11
211	Sp-ROBA	55.17	14.06	9.64	6.33	4.43	89.63	31.12
212	T1	58.93	13.84	9.62	5.88	4.22	92.49	26.97
213	T2	67.68	10.93	7.24	5.20	3.69	94.75	30.80
214	T3	71.42	9.33	5.96	4.16	3.38	94.25	33.45
215	T4	60.92	12.89	8.89	5.08	4.00	91.78	27.24
216	T5	60.52	13.58	9.15	5.78	4.42	93.46	25.12

no	Acc.	amidon	sucres	cellulose	protéines	minéraux	total	MS%
217	T6	63.89	12.28	8.35	5.52	3.92	93.96	28.72
218	T7	70.45	10.14	6.53	4.65	3.61	95.39	31.93
219	T8	67.82	11.34	7.46	4.97	3.88	95.47	29.76
220	T9	73.97	8.99	5.32	3.61	3.67	95.55	29.51
221	Sp T.10	70.05	12.02	8.29	4.13	3.74	98.23	29.76
222	Sp T.11	67.27	10.89	7.36	4.65	3.52	93.69	30.80
223	Sp T.12	70.35	11.05	7.44	4.29	3.61	96.74	31.93
224	Sp T.14	69.43	12.60	8.66	3.85	3.94	98.49	28.03
225	Sp T.24	71.88	8.20	3.94	6.20	4.27	94.50	22.46
226	Sp T.31	72.74	9.57	5.70	6.21	3.87	98.10	32.67
227	Sp T.33	74.94	8.50	4.79	4.60	3.71	96.54	28.16
228	Sp T.34	72.19	10.76	7.41	4.23	3.35	97.94	31.93
229	Sp T.37	72.21	7.45	4.24	5.91	3.21	93.02	32.35
230	Sp T.39	71.43	9.68	5.74	3.65	3.94	94.44	29.51
231	Sp T.44	66.85	10.50	6.74	4.54	3.77	92.40	29.76
232	Sp T.48	68.36	12.86	9.24	3.21	3.62	97.28	28.03
233	Sp T.49	70.70	8.72	5.03	5.51	3.69	93.64	32.67
234	Sp T.52	62.34	10.94	7.03	5.37	3.91	89.59	31.12
235	Sp T.53	64.55	9.12	5.10	5.38	4.02	88.16	22.27
236	Sp T.57	64.86	12.51	8.42	5.68	4.09	95.56	28.72
237	Sp T.59	61.79	10.80	6.25	6.07	4.55	89.47	22.87
238	Sp T.62	67.91	11.51	7.73	5.11	3.78	96.04	29.76
239	Sp T.67	56.10	15.10	10.56	7.56	4.55	93.87	31.12
240	T68	60.35	11.94	7.66	5.56	4.28	89.80	31.12
<b>min</b>		<b>44.96</b>	<b>1.49</b>	<b>1.15</b>	<b>2.67</b>	<b>1.35</b>	<b>80.90</b>	<b>11.62</b>
<b>max</b>		<b>83.83</b>	<b>28.05</b>	<b>13.21</b>	<b>10.20</b>	<b>8.22</b>	<b>103.65</b>	<b>63.29</b>
<b>moyenne</b>		<b>68.62</b>	<b>10.31</b>	<b>4.71</b>	<b>5.71</b>	<b>3.46</b>	<b>92.81</b>	<b>30.94</b>
<b>écart type</b>		<b>6.61</b>	<b>4.87</b>	<b>1.99</b>	<b>1.25</b>	<b>0.89</b>	<b>3.20</b>	<b>5.50</b>
<b>CV%</b>		<b>9.64</b>	<b>47.20</b>	<b>42.26</b>	<b>21.94</b>	<b>25.82</b>	<b>3.45</b>	<b>17.79</b>

**Annexe 4** : Corrélations entre les caractéristiques morpho-agronomiques de la patate douce (n=132)

<b>Variables</b>	<b>Couleur Principale Chair</b>	<b>Couleur Secondaire Chair</b>	<b>Distribution de la Couleur</b>	<b>Couleur Principale Peau</b>	<b>Couleur Secondaire Peau</b>	<b>Forme tubercules</b>	<b>Couleur des tiges</b>	<b>Couleur des Pétioles</b>	<b>Couleur Feuilles Adultes</b>	<b>Couleur Feuilles Jeunes</b>	<b>Couleur Veine abaxiale</b>	<b>Forme feuilles</b>
<b>Couleur Secondaire Chair</b>	0,169											
<b>Distribution de la Couleur</b>	0,090	0,515										
<b>Couleur Principale Peau</b>	0,178	0,142	-0,073									
<b>Couleur Secondaire Peau</b>	0,078	-0,078	-0,133	0,022								
<b>Forme tubercules</b>	0,189	-0,041	-0,009	-0,063	0,087							
<b>Couleur des tiges</b>	0,067	0,125	0,138	0,165	-0,061	-0,091						
<b>Couleur des Pétioles</b>	0,008	0,153	0,221	0,077	-0,064	-0,134	0,783					
<b>Couleur Feuilles Adultes</b>	-0,101	-0,088	0,070	0,009	-0,069	0,155	0,127	0,161				
<b>Couleur Feuilles Jeunes</b>	-0,003	0,043	-0,061	0,029	0,046	0,002	0,329	0,417	0,452			
<b>Couleur Veine abaxiale</b>	0,115	0,068	0,077	0,044	-0,060	0,192	0,273	0,367	0,425	0,401		
<b>Forme feuilles</b>	-0,061	-0,106	-0,013	-0,019	0,033	0,172	-0,033	-0,095	0,045	0,049	-0,035	
<b>Lobation des feuilles</b>	-0,080	-0,170	0,009	-0,097	0,034	0,038	-0,002	-0,005	0,159	0,081	0,140	0,693

Valeurs de  $r$  à 1% de risque : 0.25, Valeurs de  $r$  à 1% de risque : 0.19

**Annexe 5** : Corrélations entre caractéristiques morpho-agronomiques des racines et teneurs en composés majeurs (n=68)

<b>Variables</b>	<b>Matière sèche</b>	<b>Cendres</b>	<b>Protéines</b>	<b>Amidon</b>	<b>Sucres</b>	<b>Couleur Principale Chair</b>	<b>Couleur Secondaire Chair</b>	<b>Distribution de la Couleur</b>	<b>Couleur Principale Peau</b>	<b>Couleur Secondaire Peau</b>
<b>Cendres</b>	-0,714									
<b>Protéines</b>	-0,004	-0,212								
<b>Amidon</b>	0,748	-0,570	-0,267							
<b>Sucres</b>	-0,535	0,209	0,318	-0,854						
<b>Couleur Principale Chair</b>	-0,224	0,109	0,067	-0,157	0,269					
<b>Couleur Secondaire Chair</b>	0,086	0,007	0,133	0,032	-0,013	0,273				
<b>Distribution de la Couleur</b>	-0,297	0,271	0,059	-0,170	0,079	0,232	0,165			
<b>Couleur Principale Peau</b>	0,129	-0,153	0,150	0,051	0,022	0,204	0,402	-0,010		
<b>Couleur Secondaire Peau</b>	0,036	-0,073	0,052	0,137	-0,046	0,015	0,013	-0,023	0,094	
<b>Forme tubercules</b>	-0,096	0,180	-0,012	0,013	0,033	0,009	-0,237	0,271	-0,170	0,118

Valeurs de  $r$  à 1% de risque : 0.31, Valeurs de  $r$  à 1% de risque : 0.23



**Annexe 6** : Table des valeurs critiques de la corrélation de *Pearson*

<b>N</b>	<b>0.1</b>	<b>0.05</b>	<b>0.01</b>	<b>0.001</b>
<b>4</b>	0.900	0.950	0.990	0.999
<b>5</b>	0.805	0.878	0.959	0.991
<b>6</b>	0.729	0.811	0.917	0.974
<b>7</b>	0.669	0.754	0.875	0.951
<b>8</b>	0.621	0.707	0.834	0.925
<b>9</b>	0.582	0.666	0.798	0.898
<b>10</b>	0.549	0.632	0.765	0.872
<b>11</b>	0.521	0.602	0.735	0.847
<b>12</b>	0.497	0.576	0.708	0.823
<b>13</b>	0.476	0.553	0.684	0.801
<b>14</b>	0.458	0.532	0.661	0.780
<b>15</b>	0.441	0.514	0.641	0.760
<b>16</b>	0.426	0.497	0.623	0.742
<b>17</b>	0.412	0.482	0.606	0.725
<b>18</b>	0.400	0.468	0.590	0.708
<b>19</b>	0.389	0.456	0.575	0.693
<b>20</b>	0.378	0.444	0.561	0.679
<b>21</b>	0.369	0.433	0.549	0.665
<b>22</b>	0.360	0.423	0.537	0.652
<b>23</b>	0.352	0.413	0.526	0.640
<b>24</b>	0.344	0.404	0.515	0.629
<b>25</b>	0.337	0.396	0.505	0.618
<b>26</b>	0.330	0.388	0.496	0.607
<b>27</b>	0.323	0.381	0.487	0.597
<b>28</b>	0.317	0.374	0.479	0.588
<b>29</b>	0.311	0.367	0.471	0.579
<b>30</b>	0.306	0.361	0.463	0.570
<b>35</b>	0.283	0.334	0.430	0.532
<b>40</b>	0.264	0.312	0.403	0.501
<b>45</b>	0.248	0.294	0.380	0.474
<b>50</b>	0.235	0.279	0.361	0.451
<b>60</b>	0.214	0.254	0.330	0.414
<b>70</b>	0.198	0.235	0.306	0.385
<b>80</b>	0.185	0.220	0.286	0.361
<b>90</b>	0.174	0.207	0.270	0.341
<b>100</b>	0.165	0.197	0.256	0.324
<b>200</b>	0.117	0.139	0.182	0.231
<b>300</b>	0.095	0.113	0.149	0.189
<b>400</b>	0.082	0.098	0.129	0.164
<b>500</b>	0.074	0.088	0.115	0.147
<b>1000</b>	0.052	0.062	0.081	0.104

**Annexe 7 : Modèle patate douce : prédictions et valeurs réelles pour l'amidon, SEP et  $r^2_{pred}$**

57.37	60.35	-2.98	8.89
73.02	76.76	-3.75	14.04
71.12	73.18	-2.06	4.24
73.58	72.16	1.42	2.01
72.89	71.62	1.27	1.60
67.29	69.88	-2.58	6.68
72.38	70.29	2.09	4.37
72.55	72.09	0.45	0.21
71.25	75.57	-4.33	18.72
74.66	79.29	-4.63	21.44
75.50	75.26	0.24	0.06
76.16	75.82	0.34	0.12
73.10	75.72	-2.62	6.87
69.61	68.69	0.92	0.85
65.97	71.23	-5.26	27.64
72.12	80.67	-8.55	73.03
70.45	70.98	-0.54	0.29
76.71	78.20	-1.48	2.20
61.85	61.48	0.38	0.14
62.44	65.48	-3.04	9.25
65.99	63.87	2.13	4.52
64.19	57.86	6.33	40.08
75.83	72.61	3.22	10.36
72.29	66.40	5.89	34.67
64.95	62.85	2.11	4.43
62.35	60.64	1.71	2.92
73.25	65.04	8.21	67.44
79.70	72.26	7.44	55.32
71.81	71.15	0.66	0.44
72.25	69.02	3.23	10.43
61.39	52.15	9.24	85.32
70.60	72.23	-1.63	2.65
69.15	75.01	-5.86	34.29
65.45	69.60	-4.15	17.19
67.02	68.25	-1.24	1.53
73.79	74.56	-0.76	0.58
57.72	58.38	-0.66	0.44
73.42	76.61	-3.18	10.13
58.36	58.13	0.23	0.05
80.20	78.81	1.39	1.93
57.03	55.17	1.86	3.46
62.43	58.93	3.50	12.23
69.37	67.68	1.69	2.86
70.84	71.42	-0.59	0.34
66.19	60.92	5.26	27.68
56.40	60.52	-4.12	16.95
61.00	63.89	-2.89	8.33
71.70	70.45	1.25	1.56
71.78	67.82	3.96	15.67
73.25	73.97	-0.72	0.52
			<b>13.54</b>
<b>R2pred</b>		<b>0.71</b>	<b>3.68</b>

Modèle **patate douce** : prédictions et valeurs réelles pour les **sucres**, SEP et  $r^2_{\text{pred}}$

18.05	17.86	0.19	0.04
8.84	8.97	-0.13	0.02
10.29	9.93	0.37	0.13
10.45	12.17	-1.73	2.98
8.61	9.66	-1.05	1.10
14.42	15.13	-0.71	0.50
12.24	12.30	-0.06	0.00
10.93	12.53	-1.60	2.56
8.70	9.99	-1.29	1.65
10.52	9.67	0.85	0.72
9.02	10.46	-1.44	2.08
5.96	9.40	-3.45	11.88
10.22	11.63	-1.41	1.98
15.94	16.70	-0.76	0.58
11.81	14.82	-3.01	9.08
5.45	6.27	-0.82	0.67
11.04	11.16	-0.12	0.01
5.40	7.50	-2.11	4.44
15.90	14.20	1.71	2.91
15.31	15.88	-0.57	0.32
13.46	15.26	-1.80	3.24
13.57	17.64	-4.07	16.53
8.10	10.19	-2.09	4.38
13.70	15.21	-1.51	2.29
12.33	16.10	-3.78	14.25
16.78	18.32	-1.54	2.37
6.89	10.81	-3.92	15.34
3.75	7.52	-3.77	14.24
8.25	10.09	-1.84	3.39
9.73	10.16	-0.44	0.19
14.72	23.00	-8.28	68.57
10.08	12.21	-2.13	4.54
12.26	9.42	2.84	8.08
16.39	18.13	-1.75	3.05
15.10	18.22	-3.12	9.70
9.28	11.55	-2.27	5.16
19.27	23.84	-4.57	20.87
9.89	11.85	-1.96	3.84
20.54	22.44	-1.90	3.60
4.21	6.51	-2.30	5.28
18.44	20.01	-1.57	2.48
16.67	17.12	-0.45	0.20
11.73	12.49	-0.77	0.59
11.09	11.71	-0.62	0.38
14.87	17.10	-2.23	4.98
15.52	15.70	-0.18	0.03
13.09	14.39	-1.30	1.69
9.49	11.14	-1.66	2.75
11.55	11.99	-0.44	0.19
10.70	9.77	0.93	0.87
			<b>5.34</b>
<b>R2pred</b>		<b>0.82</b>	<b>2.31</b>

Modèle **patate douce** : prédictions et valeurs réelles pour les **protéines**, SEP et  $r^2_{\text{pred}}$

5.16	5.56	-0.41	0.16
5.23	5.58	-0.35	0.13
4.79	4.65	0.15	0.02
4.81	5.76	-0.95	0.91
4.38	5.40	-1.02	1.03
3.22	4.32	-1.11	1.23
6.21	6.47	-0.26	0.07
4.30	4.52	-0.23	0.05
5.82	5.18	0.64	0.41
4.60	4.75	-0.15	0.02
5.39	5.44	-0.05	0.00
5.64	5.43	0.21	0.04
4.42	4.01	0.41	0.17
5.07	5.65	-0.58	0.33
6.43	6.24	0.20	0.04
6.74	6.50	0.24	0.06
7.86	8.23	-0.37	0.14
5.90	6.46	-0.56	0.31
5.45	5.54	-0.09	0.01
5.79	5.59	0.21	0.04
3.39	3.28	0.11	0.01
4.14	4.25	-0.11	0.01
4.79	5.37	-0.58	0.33
2.45	2.81	-0.36	0.13
7.39	7.42	-0.03	0.00
6.54	6.58	-0.04	0.00
4.40	4.35	0.05	0.00
3.64	3.58	0.06	0.00
5.40	4.62	0.79	0.62
4.74	4.43	0.31	0.10
5.58	6.45	-0.87	0.76
6.39	6.07	0.31	0.10
7.42	6.98	0.45	0.20
4.50	4.50	0.00	0.00
5.26	4.93	0.32	0.10
6.56	7.07	-0.52	0.27
6.77	6.43	0.34	0.12
4.80	4.13	0.67	0.45
7.79	8.61	-0.82	0.67
4.31	4.35	-0.04	0.00
6.44	6.33	0.12	0.01
5.58	5.88	-0.30	0.09
4.93	5.20	-0.27	0.07
4.29	4.16	0.12	0.01
4.60	5.08	-0.48	0.23
5.49	5.78	-0.30	0.09
5.92	5.52	0.40	0.16
4.88	4.65	0.23	0.05
4.80	4.97	-0.17	0.03
3.58	3.61	-0.03	0.00
			<b>0.20</b>
<b>R2pred</b>		<b>0.87</b>	<b>0.44</b>

Modèle **patate douce** : prédictions et valeurs réelles pour les **minéraux**, SEP et  $r^2_{\text{pred}}$

4.33	4.28	0.05	0.00
2.62	2.09	0.53	0.28
2.85	2.84	0.01	0.00
2.32	3.28	-0.97	0.94
2.05	3.88	-1.83	3.35
2.50	3.37	-0.86	0.75
2.45	2.65	-0.20	0.04
2.23	3.69	-1.46	2.12
2.99	3.22	-0.23	0.05
2.12	2.57	-0.45	0.20
2.20	2.86	-0.66	0.43
3.09	2.07	1.02	1.05
2.26	2.02	0.23	0.06
1.81	2.07	-0.26	0.07
2.71	2.16	0.55	0.30
2.93	2.06	0.87	0.75
1.92	1.44	0.48	0.23
2.41	1.74	0.67	0.45
4.56	5.01	-0.45	0.21
3.94	4.73	-0.79	0.63
3.37	4.12	-0.75	0.56
4.51	5.13	-0.62	0.38
3.42	3.65	-0.23	0.05
3.02	3.74	-0.71	0.51
3.00	3.96	-0.95	0.91
3.47	3.79	-0.32	0.10
4.35	4.86	-0.52	0.27
3.87	4.44	-0.57	0.33
4.41	4.56	-0.15	0.02
3.90	4.17	-0.28	0.08
3.69	2.60	1.09	1.20
3.04	1.64	1.41	1.97
2.56	1.60	0.97	0.94
2.96	1.96	1.00	1.01
3.16	2.01	1.15	1.32
2.68	1.35	1.33	1.77
3.96	2.90	1.06	1.12
2.80	1.79	1.01	1.03
4.10	3.74	0.36	0.13
2.44	1.99	0.45	0.20
4.25	4.43	-0.17	0.03
4.13	4.22	-0.10	0.01
3.62	3.69	-0.07	0.00
3.32	3.38	-0.05	0.00
3.85	4.00	-0.15	0.02
4.51	4.42	0.09	0.01
4.19	3.92	0.27	0.07
3.43	3.61	-0.18	0.03
3.53	3.88	-0.35	0.13
3.14	3.67	-0.53	0.28
		<b>0.53</b>	
<b>R2pred</b>		<b>0.53</b>	<b>0.73</b>

Modèle **patate douce** : prédictions et valeurs réelles pour la somme **Su+Pi+Mi**, SEP et  $r^2_{\text{pred}}$

27.54	27.70	0.16	0.03
16.69	16.63	-0.05	0.00
17.93	17.41	-0.52	0.27
17.57	21.22	3.65	13.30
15.05	18.94	3.89	15.17
20.14	22.82	2.68	7.19
20.90	21.42	0.52	0.27
17.46	20.75	3.29	10.80
17.51	18.38	0.87	0.76
17.25	16.99	-0.25	0.06
16.61	18.76	2.15	4.63
14.69	16.90	2.21	4.90
16.90	17.66	0.76	0.58
22.82	24.42	1.60	2.57
20.95	23.22	2.27	5.15
15.11	14.82	-0.29	0.08
20.82	20.83	0.01	0.00
13.71	15.71	2.00	3.99
25.92	24.75	-1.17	1.36
25.04	26.20	1.16	1.34
20.23	22.67	2.44	5.94
22.23	27.02	4.80	23.01
16.31	19.21	2.90	8.39
19.17	21.75	2.59	6.70
22.72	27.48	4.76	22.66
26.80	28.69	1.90	3.60
15.63	20.02	4.39	19.24
11.26	15.54	4.28	18.35
18.07	19.27	1.20	1.44
18.36	18.76	0.40	0.16
23.99	32.05	8.06	64.93
19.51	19.92	0.41	0.17
22.24	17.99	-4.26	18.12
23.85	24.60	0.74	0.55
23.52	25.16	1.64	2.70
18.51	19.97	1.46	2.12
30.01	33.18	3.17	10.04
17.50	17.77	0.27	0.07
32.43	34.79	2.36	5.57
10.96	12.85	1.89	3.56
29.13	30.76	1.63	2.66
26.38	27.23	0.85	0.72
20.28	21.39	1.10	1.22
18.70	19.24	0.55	0.30
23.32	26.18	2.86	8.20
25.51	25.90	0.39	0.15
23.20	23.84	0.63	0.40
17.79	19.41	1.61	2.61
19.87	20.84	0.97	0.93
17.42	17.05	-0.37	0.14
			<b>6.14</b>
<b>R2pred</b>		<b>0.85</b>	<b>2.48</b>

Modèle **toutes espèces** : prédictions et valeurs réelles pour l'**amidon**, SEP et  $r^2_{\text{pred}}$

63.45	60.35	3.10	9.58
77.43	76.76	0.67	0.45
73.42	73.18	0.24	0.06
73.09	72.16	0.93	0.87
73.61	71.62	1.98	3.94
68.65	69.88	-1.22	1.50
74.06	70.29	3.77	14.21
75.44	72.09	3.35	11.21
74.48	75.57	-1.09	1.20
76.41	79.29	-2.88	8.29
79.06	75.26	3.80	14.45
76.10	75.82	0.28	0.08
74.09	75.72	-1.63	2.66
66.09	68.69	-2.60	6.78
68.93	71.23	-2.30	5.30
78.25	80.67	-2.41	5.83
68.78	70.98	-2.20	4.84
78.07	78.20	-0.12	0.02
62.09	61.48	0.62	0.38
67.35	65.48	1.87	3.50
65.90	63.87	2.03	4.13
66.12	57.86	8.26	68.16
73.88	72.61	1.26	1.59
68.32	66.40	1.92	3.68
66.68	62.85	3.84	14.72
61.84	60.64	1.20	1.43
73.27	65.04	8.23	67.73
80.44	72.26	8.18	66.90
77.31	71.15	6.17	38.05
73.45	69.02	4.43	19.63
60.68	52.15	8.53	72.77
74.47	72.23	2.25	5.04
69.27	75.01	-5.74	32.90
67.49	69.60	-2.11	4.45
64.91	68.25	-3.35	11.19
76.59	74.56	2.04	4.15
55.14	58.38	-3.23	10.46
75.69	76.61	-0.92	0.84
57.76	58.13	-0.37	0.14
81.50	78.81	2.69	7.22
59.75	55.17	4.58	20.94
62.67	58.93	3.74	13.97
70.20	67.68	2.51	6.32
73.17	71.42	1.74	3.04
63.11	60.92	2.19	4.79
59.96	60.52	-0.56	0.32
65.89	63.89	2.01	4.02
70.38	70.45	-0.07	0.00
69.20	67.82	1.38	1.91
73.89	73.97	-0.07	0.01
		<b>11.71</b>	
<b>R2pred</b>		<b>0.79</b>	<b>3.42</b>

Modèle **toutes espèces** : prédictions et valeurs réelles pour les **sucres**, SEP et  $r^2_{\text{pred}}$

15.07	17.86	-2.79	7.76
9.71	8.97	0.75	0.56
8.76	9.93	-1.17	1.36
12.56	12.17	0.39	0.15
10.11	9.66	0.45	0.20
16.92	15.13	1.79	3.21
11.37	12.30	-0.93	0.86
9.77	12.53	-2.76	7.59
8.95	9.99	-1.04	1.08
11.51	9.67	1.84	3.38
7.84	10.46	-2.62	6.87
7.45	9.40	-1.96	3.83
11.20	11.63	-0.43	0.18
18.59	16.70	1.89	3.57
12.17	14.82	-2.66	7.05
5.82	6.27	-0.45	0.21
11.77	11.16	0.61	0.37
6.93	7.50	-0.58	0.33
16.07	14.20	1.88	3.52
14.48	15.88	-1.40	1.97
14.73	15.26	-0.53	0.28
14.02	17.64	-3.62	13.14
9.93	10.19	-0.26	0.07
17.66	15.21	2.45	5.98
12.51	16.10	-3.59	12.90
17.22	18.32	-1.10	1.21
6.93	10.81	-3.88	15.09
3.18	7.52	-4.34	18.87
8.87	10.09	-1.22	1.50
10.31	10.16	0.14	0.02
14.39	23.00	-8.61	74.14
8.30	12.21	-3.91	15.26
10.12	9.42	0.70	0.49
15.56	18.13	-2.58	6.64
17.34	18.22	-0.88	0.78
7.69	11.55	-3.86	14.92
20.27	23.84	-3.56	12.70
10.68	11.85	-1.17	1.37
17.32	22.44	-5.13	26.27
3.06	6.51	-3.45	11.88
17.37	20.01	-2.64	6.96
15.62	17.12	-1.50	2.25
12.17	12.49	-0.32	0.10
11.49	11.71	-0.22	0.05
16.02	17.10	-1.08	1.16
16.03	15.70	0.33	0.11
11.58	14.39	-2.81	7.89
9.70	11.14	-1.45	2.09
11.30	11.99	-0.69	0.48
10.51	9.77	0.74	0.54
			<b>6.18</b>
<b>R2pred</b>		<b>0.75</b>	<b>2.49</b>



Modèle **toutes espèces** : prédictions et valeurs réelles pour les **protéines**, SEP et  $r^2_{\text{pred}}$

5.00	5.56	-0.56	0.31
5.16	5.58	-0.42	0.18
5.02	4.65	0.38	0.14
6.25	5.76	0.49	0.24
5.65	5.40	0.25	0.06
3.38	4.32	-0.94	0.88
6.60	6.47	0.13	0.02
5.33	4.52	0.81	0.65
6.36	5.18	1.18	1.40
4.24	4.75	-0.51	0.26
6.30	5.44	0.85	0.73
5.41	5.43	-0.02	0.00
4.62	4.01	0.61	0.37
5.12	5.65	-0.53	0.28
6.63	6.24	0.39	0.15
6.74	6.50	0.25	0.06
9.46	8.23	1.23	1.51
6.75	6.46	0.29	0.08
4.19	5.54	-1.35	1.84
5.39	5.59	-0.20	0.04
3.01	3.28	-0.27	0.08
4.14	4.25	-0.11	0.01
5.44	5.37	0.07	0.00
1.31	2.81	-1.50	2.24
8.21	7.42	0.78	0.61
6.84	6.58	0.26	0.07
4.04	4.35	-0.31	0.10
3.01	3.58	-0.57	0.33
3.85	4.62	-0.77	0.59
4.27	4.43	-0.15	0.02
5.83	6.45	-0.62	0.38
6.25	6.07	0.17	0.03
8.09	6.98	1.11	1.23
4.76	4.50	0.26	0.07
5.13	4.93	0.20	0.04
7.73	7.07	0.66	0.43
7.56	6.43	1.13	1.27
4.55	4.13	0.42	0.18
8.16	8.61	-0.44	0.19
5.50	4.35	1.15	1.33
6.93	6.33	0.60	0.36
4.98	5.88	-0.90	0.81
4.94	5.20	-0.26	0.07
3.18	4.16	-0.99	0.97
4.35	5.08	-0.73	0.53
5.29	5.78	-0.49	0.24
5.70	5.52	0.17	0.03
5.25	4.65	0.59	0.35
4.56	4.97	-0.41	0.17
3.34	3.61	-0.26	0.07
			<b>0.44</b>
<b>R2pred</b>		<b>0.84</b>	<b>0.66</b>

Modèle **toutes espèces** : prédictions et valeurs réelles pour les **minéraux**, SEP et  $r^2_{\text{pred}}$

4.58	4.28	0.30	0.09
1.48	2.09	-0.61	0.37
2.32	2.84	-0.52	0.27
1.51	3.28	-1.77	3.14
1.81	3.88	-2.07	4.29
2.20	3.37	-1.17	1.36
2.21	2.65	-0.44	0.20
1.89	3.69	-1.80	3.25
2.48	3.22	-0.73	0.54
2.03	2.57	-0.54	0.29
1.98	2.86	-0.88	0.78
2.68	2.07	0.61	0.37
2.13	2.02	0.11	0.01
1.49	2.07	-0.58	0.34
2.00	2.16	-0.16	0.03
2.17	2.06	0.11	0.01
0.92	1.44	-0.52	0.27
1.66	1.74	-0.08	0.01
4.63	5.01	-0.39	0.15
3.23	4.73	-1.50	2.25
2.84	4.12	-1.28	1.65
3.88	5.13	-1.25	1.57
3.31	3.65	-0.34	0.12
3.36	3.74	-0.38	0.14
4.05	3.96	0.09	0.01
4.19	3.79	0.40	0.16
3.79	4.86	-1.07	1.15
3.55	4.44	-0.89	0.79
3.39	4.56	-1.17	1.37
3.16	4.17	-1.02	1.03
2.90	2.60	0.30	0.09
1.91	1.64	0.27	0.08
2.31	1.60	0.72	0.51
2.03	1.96	0.07	0.00
2.00	2.01	-0.01	0.00
1.72	1.35	0.37	0.14
3.21	2.90	0.31	0.09
2.03	1.79	0.25	0.06
4.39	3.74	0.65	0.42
2.12	1.99	0.13	0.02
4.24	4.43	-0.19	0.03
3.83	4.22	-0.40	0.16
3.60	3.69	-0.09	0.01
2.95	3.38	-0.42	0.18
3.88	4.00	-0.12	0.01
4.66	4.42	0.23	0.05
3.62	3.92	-0.30	0.09
2.87	3.61	-0.74	0.55
3.85	3.88	-0.03	0.00
3.26	3.67	-0.41	0.17
		<b>0.57</b>	
<b>R2pred</b>		<b>0.63</b>	<b>0.76</b>

Modèle **toutes espèces** : prédictions et valeurs réelles pour la somme **Su+Pi+Mi**, SEP et  $r^2_{\text{pred}}$

24.66	27.70	-3.05	9.27
16.35	16.63	-0.29	0.08
16.11	17.41	-1.30	1.70
20.33	21.22	-0.89	0.79
17.57	18.94	-1.38	1.90
22.50	22.82	-0.31	0.10
20.18	21.42	-1.24	1.54
17.00	20.75	-3.75	14.06
17.79	18.38	-0.59	0.35
17.79	16.99	0.80	0.63
16.11	18.76	-2.65	7.03
15.53	16.90	-1.37	1.87
17.94	17.66	0.29	0.08
25.20	24.42	0.78	0.61
20.80	23.22	-2.43	5.89
14.73	14.82	-0.09	0.01
22.15	20.83	1.31	1.72
15.33	15.71	-0.37	0.14
24.89	24.75	0.14	0.02
23.10	26.20	-3.10	9.61
20.57	22.67	-2.09	4.38
22.03	27.02	-4.99	24.91
18.67	19.21	-0.54	0.29
22.33	21.75	0.57	0.33
24.77	27.48	-2.71	7.36
28.25	28.69	-0.45	0.20
14.75	20.02	-5.27	27.75
9.73	15.54	-5.81	33.75
16.11	19.27	-3.16	10.00
17.74	18.76	-1.02	1.05
23.12	32.05	-8.93	79.71
16.46	19.92	-3.46	11.96
20.51	17.99	2.53	6.39
22.35	24.60	-2.25	5.05
24.47	25.16	-0.69	0.48
17.14	19.97	-2.83	8.04
31.05	33.18	-2.13	4.53
17.26	17.77	-0.50	0.25
29.87	34.79	-4.92	24.19
10.69	12.85	-2.16	4.65
28.54	30.76	-2.22	4.95
24.43	27.23	-2.79	7.80
20.72	21.39	-0.67	0.45
17.62	19.24	-1.63	2.65
24.26	26.18	-1.92	3.70
25.98	25.90	0.07	0.01
20.90	23.84	-2.94	8.63
17.81	19.41	-1.60	2.55
19.71	20.84	-1.13	1.27
17.11	17.05	0.06	0.00
			<b>6.89</b>
<b>R2pred</b>		<b>0.83</b>	<b>2.63</b>

## Fiche de synthèse

NDIAYE, André/ CTRAV/CIRAD (Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement)

### Application de la SPIR au contrôle de la qualité de la patate douce (*Ipomoea batatas*) au Vanouatou

**Résumé :** La recherche de la qualité est essentielle pour l'industrie agro-alimentaire et pour satisfaire les consommateurs. Cependant, les méthodes d'analyse sont souvent coûteuses, dangereuses et nécessitent un personnel qualifié. Cette étude tente de mettre au point un contrôle en routine de la qualité des patates douces (*Ipomoea batatas*) par Spectrométrie dans le Proche Infrarouge (SPIR). Une première analyse des caractères morpho-agronomiques sur 168 accessions (variétés et hybrides) montre que leurs corrélations avec les composés majeurs sont trop faibles pour pouvoir être utilisée comme outils visuels de sélection. Deux séries de modèles SPIR sont testées. Le premier est composé de 692 acc. représentant différentes espèces (manioc, patate, ignames, taros) et le second sur 190 accessions de patate douce uniquement. Les deux séries de modèles sont testées sur le même jeu de validation (50 acc. de patates douces) pour prédire les teneurs en composés majeurs (amidon, sucres, cellulose, protéines et minéraux). Nous sommes parvenu à des résultats assez satisfaisants avec des  $r^2_{\text{pred}}$  pour le modèle « toutes espèces » de 0,79 ; 0,75 et 0,84 respectivement pour l'amidon, les sucres et les protéines. Le modèle « patate douce » donne des coefficient de détermination de la prédiction de 0,71 pour l'amidon, 0,82 pour les sucres et 0,87 pour les protéines. Les résultats pour la cellulose et les minéraux ne permettent pas de faire des prédictions. Cette étude montre que la SPIR est un outil potentiellement intéressant pour la prédiction de la qualité de la patate douce, au Vanouatou et dans les pays en voie de développement. Elle pourrait être utilisée par les programmes d'amélioration génétique et les filières agro-alimentaires si les modèles pouvaient être améliorés par l'analyse de nouveaux échantillons.

**Abstract :** The quest for quality is essential for the food industry and to satisfy consumers demands. However, the chemical analysis methods are often expensive, dangerous and require skilled staff. This study attempts to optimise a control quality system for sweet potato using Near InfraRed Spectroscopy (NIRS). A preliminary analysis of morpho-agronomic descriptors conducted on 168 accessions (varieties and hybrids), shows that their correlation with major compounds are too weak to be used as visual tools in selection. Two series of models are developed to predict major compounds contents (starch, sugars, cellulose, proteins, and minerals). The first set includes 692 acc. belonging to various species (cassava, sweet potato, taro and yam) and the second set includes 190 acc. of sweet potato. The two calibration sets are tested on the same validation set composed of 50 acc. of sweet potato. We have achieved quite satisfactory results with  $r^2_{\text{pred}}$  for “all species” model with respectively 0.79, 0.75 and 0.84 for the starch, sugars and proteins. Regarding the “sweet potato” model, we obtained coefficients of determination for prediction of 0.71 for starch, 0.82 for sugars and 0.87 for proteins but the results obtained for cellulose and minerals cannot be used to predict these compounds. This study shows that NIRS is a potentially interesting tool to predict sweet potato quality in Vanuatu and in Developing Countries. It could also be used in breeding programmes and food industries if the models could be improved by analysing new samples.

**Mots-Clés :** SPIR ; patate douce ; contrôle qualité ; composés majeurs

**Key-words :** NIRS; sweet potato; quality control ; major compounds